

50376  
1993  
205

50376  
1993  
205

**THESE**  
**TOURNE**

présentée à

**L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET  
TECHNOLOGIES DE LILLE**

pour l'obtention du titre de

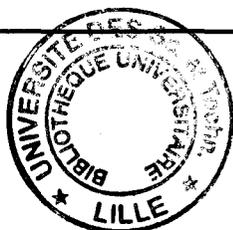
**DOCTEUR**

En Productique : Automatique et Informatique Industrielle

---

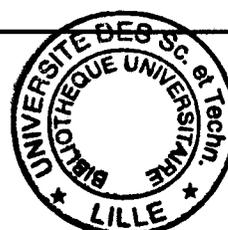
**GUIDAGE PAR VISION ARTIFICIELLE D'UN VEHICULE  
AUTONOME SUR ROUTE MATERIALISEE PAR LA  
SIGNALISATION HORIZONTALE.  
APPLICATION A LA PROTECTION DES CHANTIERS  
MOBILES D'ENTRETIEN DU RESEAU ROUTIER.**

---



par

Casimir LAILLER



Soutenue publiquement le 11 juin 1993 devant la commission d'examen :

Messieurs

P. VIDAL  
R. HUSSON  
A. RACHID  
J.-G. POSTAIRE  
A. CLAUDE  
J.-P. DEPARIS  
F. PEYRET

Président  
Rapporteur  
Rapporteur  
Directeur de recherche  
Examineur  
Examineur  
Examineur



# *Avant-Propos*

Cette thèse est l'aboutissement de travaux réalisés au Centre d'Automatique de l'Université des Sciences et des Technologies de Lille, dirigé par Monsieur le Professeur Pierre Vidal, à qui j'exprime ma gratitude pour avoir accepté la présidence de ce jury de thèse.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur Yves David, de l'Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité, pour la confiance qu'il a bien voulu me témoigner pendant ces trois années d'étude.

Je suis particulièrement reconnaissant à Messieurs Jack-Gérard Postaire, Jean-Pierre DeParis et Gérard Tual pour leur soutien et leurs conseils qu'ils m'ont prodigué tout au long de cette étude.

Mes remerciements s'adressent aussi à Messieurs René Husson et Ahmed Rachid pour m'avoir fait l'honneur de juger mon travail.

Que Messieurs Alain Claude et François Peyret soient remerciés de leur présence dans le jury et de leur intérêt qu'ils ont témoigné pour ce travail.

Enfin, je terminerai cet avant-propos en remerciant chaleureusement tous ceux qui m'ont aidé, au sens large, à l'élaboration de ce mémoire.

# Sommaire

<b>Introduction</b> .....	- 6 -
<b>Chapitre I : LE PROJET VAST</b> .....	- 11 -
I.1 ) INTRODUCTION .....	- 12 -
I.2 ) LE ROBOT MOBILE VAST .....	- 13 -
I.2.1 ) Présentation .....	- 13 -
I.2.2 ) Cahier des charges .....	- 14 -
I.2.3 ) Description du robot mobile VAST .....	- 14 -
I.2.3.1 ) Description de la partie mécanique .....	- 15 -
I.2.3.2 ) Description de la partie électromécanique .....	- 16 -
I.2.3.3 ) Description de la partie électronique .....	- 16 -
I.2.3.4 ) Principe de fonctionnement .....	- 18 -
I.3 ) LE THEME DU PROGRAMME .....	- 19 -
I.3.1 ) Présentation .....	- 19 -
I.3.2 ) Objectif du programme .....	- 19 -
I.4 ) PANORAMA DE LA ROBOTIQUE MOBILE UTILISANT LA VISION .....	- 21 -
I.4.1 ) Introduction .....	- 21 -
I.4.2 ) Les projets récents utilisant la vision pour détecter un marquage .....	- 22 -
I.4.2.1 ) Les travaux de l'Université de Clermont-Ferrand .....	- 22 -
I.4.2.2 ) Le projet NAVLAB de l'Université Carnegie-Mellon .....	- 25 -
I.4.2.3 ) Le système IDATEN du Laboratoire Fujitsu .....	- 27 -
I.4.2.4 ) Les travaux de l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes .....	- 28 -
I.4.2.5 ) Le projet VISOCAR de l'Université Johannes-Gutenberg .....	- 28 -
I.4.2.6 ) Les travaux de l'Université de KEIO .....	- 30 -
I.4.3 ) Autres projets récents utilisant la vision en général .....	- 32 -
I.4.3.1 ) Le robot mobile de Nancy .....	- 32 -
I.4.3.2 ) Le robot mobile "VAMORS" .....	- 32 -
I.4.3.3 ) Le programme ALV dont le robot mobile "ALVIN" et le projet MARF .....	- 33 -
I.4.3.4 ) Le projet FMC dont le robot mobile "M113" .....	- 33 -
I.4.3.5 ) Le robot mobile "RONDIER" .....	- 33 -
I.4.3.6 ) Le robot mobile "HILARE" .....	- 34 -
I.4.3.7 ) Les travaux de l'Université de Knoxville .....	- 34 -
I.4.3.8 ) Les travaux de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace .....	- 34 -
I.5 ) CONCLUSION .....	- 34 -

<b>Chapitre II : MODELISATION DU SYSTEME DE VISION</b> .....	- 37 -
II.1) INTRODUCTION .....	- 38 -
II.2) RELATION DE PASSAGE ENTRE DEUX REFERENTIELS .....	- 38 -
II.2.1) Définitions des repères .....	- 38 -
II.2.2) Equation de passage $R_r \longrightarrow R_p$ .....	- 40 -
II.2.2.1) Rotation autour de l'axe $\bar{X}_r$ .....	- 40 -
II.2.2.2) Rotation autour de l'axe $\bar{Y}_r$ .....	- 41 -
II.2.2.3) Rotation autour de l'axe $\bar{Z}_r$ .....	- 41 -
II.2.3) Equation de passage $R_p \longrightarrow R_r$ .....	- 41 -
II.2.4) Remarque sur les équations de passage .....	- 42 -
II.3) LA TRANSFORMATION PERSPECTIVE .....	- 42 -
II.3.1) Introduction .....	- 42 -
II.3.2) Modélisation de la caméra .....	- 42 -
II.3.3) Les coordonnées homogènes .....	- 44 -
II.3.4) Passage du plan de projection à la mémoire image .....	- 46 -
II.4) CONCLUSION .....	- 48 -
<b>Chapitre III : SIMULATION DU SYSTEME DE VISION</b> .....	- 50 -
III.1) LE SIMULATEUR .....	- 51 -
III.1.1) Présentation .....	- 51 -
III.1.2) Comparaison entre la réalité et la simulation .....	- 52 -
III.2) ETUDE DE L'EMPLACEMENT DE LA CAMERA SUR LE ROBOT .....	- 54 -
III.2.1) Modélisation de la caméra embarquée .....	- 54 -
III.2.2) Etude dans le cas d'un environnement plan .....	- 56 -
III.2.2.1) Contraintes à respecter .....	- 56 -
III.2.2.2) Résultats de l'étude .....	- 58 -
III.2.3) Influence de l'inclinaison de la chaussée sur la position de la caméra .....	- 60 -
III.2.3.1) Notion d'inclinaison de la chaussée .....	- 60 -
III.2.3.2) Résultats de l'étude .....	- 60 -
III.2.4) Etude et simulation de l'environnement perçu par la caméra .....	- 62 -
III.2.4.1) Cartographie du plan image .....	- 62 -
III.2.4.2) Différentes simulations du réseau routier .....	- 65 -
III.3) CONCLUSION .....	- 71 -
<b>Chapitre IV : DETECTION DE LA SIGNALISATION HORIZONTALE PAR CORRELATION</b> .....	- 72 -
IV.1) INTRODUCTION .....	- 73 -
IV.1.1) Méthodes de détectons existantes .....	- 73 -
IV.1.1.1) Méthodes basées sur le concept de similarité .....	- 73 -
IV.1.1.2) Méthodes basées sur le concept de discontinuité .....	- 73 -
IV.1.2) Principe retenu .....	- 74 -
IV.2) DETECTION PAR CORRELATION CLASSIQUE .....	- 75 -

IV.2.1 ) Principe de la corrélation classique .....	- 75 -
IV.2.1.1 ) Approche continue .....	- 75 -
IV.2.1.2 ) Approche discrète .....	- 79 -
IV.2.1.3 ) Analyse des résultats .....	- 80 -
IV.2.2 ) Etude de la largeur d'une bande blanche dans l'image .....	- 84 -
IV.2.2.1 ) Présentation .....	- 84 -
IV.2.2.2 ) Etude dans le repère ( $L_i, X_i, Y_i$ ) .....	- 85 -
IV.2.2.3 ) Etude dans le repère ( $L_i, \Theta, Y_i$ ) .....	- 89 -
IV.2.2.4 ) Modélisation de la largeur d'une bande blanche .....	- 91 -
IV.2.3 ) Conclusion .....	- 93 -
<b>IV.3 ) DETECTION PAR LA DIFFERENCE DE DEUX CORRELATIONS .....</b>	<b>- 94 -</b>
IV.3.1 ) Principe de la différence de deux corrélations .....	- 95 -
IV.3.1.1 ) Cas où $\psi_b > 3.\psi_a$ .....	- 97 -
IV.3.1.2 ) Cas où $\psi_a \leq \psi_b \leq 3.\psi_a$ .....	- 98 -
IV.3.1.3 ) Conclusions .....	- 99 -
IV.3.2 ) Procédure de détections multiples .....	- 100 -
IV.3.3 ) Analyse des résultats .....	- 102 -
IV.3.4 ) Conclusion .....	- 106 -
<b>IV.4 ) CONCLUSION .....</b>	<b>- 106 -</b>
<b>Chapitre V : DETECTION DE LA SIGNALISATION HORIZONTALE PAR LA METHODE DES PICS ET DES VALLEES .....</b>	<b>- 108 -</b>
V.1 ) INTRODUCTION .....	- 109 -
V.2 ) DETECTION DES PICS ET DES VALLEES .....	- 110 -
V.2.1 ) Principe de la détection des pics et des vallées .....	- 110 -
V.2.2 ) Application de la détection sur un exemple synthétique .....	- 111 -
V.2.3 ) Application sur une image réelle .....	- 113 -
V.2.4 ) Conclusion .....	- 115 -
V.3 ) ANALYSE DE FORME .....	- 115 -
V.3.1 ) Paramètres caractéristiques d'une bande blanche .....	- 115 -
V.3.2 ) Analyse des formes par les paramètres caractéristiques .....	- 117 -
V.3.2.1 ) Le paramètre d'amplitude .....	- 118 -
V.3.2.2 ) Le paramètre de largeur .....	- 118 -
V.3.2.3 ) Les paramètres de pente .....	- 119 -
V.3.2.4 ) Les paramètres de surface .....	- 119 -
V.3.3 ) Analyse des formes à partir des paramètres caractéristiques .....	- 120 -
V.3.4 ) Conclusion .....	- 122 -
V.4 ) RESULTATS DE LA METHODE DES PICS ET DES VALLEES .....	- 122 -
V.5 ) CONCLUSIONS .....	- 126 -
<b>Chapitre VI : MODELISATION DE LA SIGNALISATION HORIZONTALE .....</b>	<b>- 127 -</b>
VI.1 ) INTRODUCTION .....	- 128 -
VI.1.1 ) Principe de la modélisation .....	- 128 -

VI.1.2) La phase d'initialisation .....	- 130 -
VI.1.2.1) Première solution .....	- 130 -
VI.1.2.2) Deuxième solution .....	- 131 -
VI.2) MODELISATION INTRA-ZONE .....	- 133 -
VI.2.1) Méthodes de regroupement intra-zone .....	- 133 -
VI.2.1.1) Regroupement intra-zone grâce à la transformation de Hough .....	- 133 -
VI.2.1.2) Regroupement intra-zone par analyse de connexité sur une fenêtre rectangulaire .....	- 134 -
VI.2.1.3) Regroupement intra-zone par analyse de connexité sur une fenêtre circulaire .....	- 138 -
VI.2.1.4) Conclusions .....	- 141 -
VI.2.2) Modélisation des regroupements intra-zones .....	- 142 -
VI.2.3) Conclusion .....	- 143 -
VI.3) MODELISATION INTER-ZONE .....	- 144 -
VI.3.1) Modélisation inter-zone dans le repère image .....	- 145 -
VI.3.2) Modélisation inter-zone dans le repère réel .....	- 145 -
VI.3.2.1) Principe de la modélisation inter-zone .....	- 145 -
VI.3.2.2) Résultats de la modélisation inter-zone .....	- 153 -
VI.3.2.3) Notion de point de fuite .....	- 155 -
VI.3.3) Conclusion .....	- 159 -
VI.4) CONCLUSION .....	- 159 -
<b>Chapitre VII : PILOTAGE DU ROBOT MOBILE VAST .....</b>	<b>- 161 -</b>
VII.1) INTRODUCTION .....	- 162 -
VII.2) LOCALISATION DU ROBOT MOBILE SUR LA CHAUSSEE .....	- 163 -
VII.2.1) Localisation "statique" .....	- 163 -
VII.2.1.1) Notion de position relative .....	- 163 -
VII.2.1.2) Notion d'orientation .....	- 164 -
VII.2.2) Localisation "dynamique" .....	- 165 -
VII.2.2.1) Notion de variation de position .....	- 165 -
VII.2.2.2) Notion de variation d'orientation .....	- 166 -
VII.2.3) Interprétation des bandes blanches détectées .....	- 167 -
VII.2.3.1) Introduction .....	- 167 -
VII.2.3.2) Principe de base .....	- 168 -
VII.2.3.3) Cas où la bande blanche suivie disparaît .....	- 170 -
VII.2.3.4) Cas où la bande blanche initialement suivie réapparaît .....	- 171 -
VII.2.3.5) Cas où aucune bande blanche n'est détectée .....	- 173 -
VII.2.3.6) Conclusion .....	- 174 -
VII.2.4) Conclusion .....	- 175 -
VII.3) COMMANDE DU ROBOT MOBILE .....	- 175 -
VII.3.1) La commande de braquage .....	- 176 -
VII.3.2) Notion de concept flou .....	- 177 -
VII.3.3) Etude de la commande de braquage .....	- 178 -
VII.3.3.1) Commande relative à la bande blanche suivie .....	- 181 -
VII.3.3.2) Commande relative au point de fuite .....	- 183 -

---

VII.3.3.3 ) Le pondérateur .....	- 183 -
VII.3.3.4 ) Le traitement .....	- 185 -
VII.3.4 ) Conclusion .....	- 186 -
VII.4 ) CONCLUSION .....	- 187 -
<b>Chapitre VIII : RESULTATS DES ESSAIS EN SITE REEL .....</b>	<b>- 188 -</b>
VIII.1 ) INTRODUCTION .....	- 189 -
VIII.2 ) RESULTATS D'UN ESSAI .....	- 190 -
VIII.2.1 ) Présentation en images d'un essai .....	- 191 -
VIII.2.2 ) Visualisation des paramètres .....	- 194 -
VIII.3 ) AUTRES RESULTATS .....	- 201 -
VIII.3.1 ) Trajectoire du robot mobile dans un virage .....	- 201 -
VIII.3.2 ) Autres trajectoires du robot mobile .....	- 203 -
VIII.4 ) CONCLUSION .....	- 205 -
<b>Conclusion - Perspectives .....</b>	<b>- 207 -</b>
<b>Bibliographie .....</b>	<b>- 211 -</b>
<b>Annexe A : Caractéristiques et paramètres de la chaîne vision .....</b>	<b>- 218 -</b>
<b>Annexe B : La signalisation routière .....</b>	<b>- 224 -</b>
<b>Annexe C : La méthode des moindres carrés .....</b>	<b>- 233 -</b>
<b>Annexe D : La transformation de Hough .....</b>	<b>- 237 -</b>

# *Introduction*

Le réseau routier national, composé d'environ 4000 km d'autoroutes, de 20000 km de routes nationales et 400000 km de routes départementales, nécessite de nombreuses interventions d'entretien de la part des différentes Directions Départementales de l'Équipement pour maintenir et garantir des conditions d'utilisation satisfaisantes vis-à-vis des usagers.

Une des opérations d'entretien la plus fréquente consiste à repeindre la signalisation horizontale sur les chaussées. Ce type d'opération nécessite l'utilisation de chantiers mobiles de peinture qui, compte tenu de la nature des travaux, se déplacent à faible allure. Cette faible vitesse provoque inévitablement une perturbation plus ou moins importante de la circulation sur la partie en cours de réfection. Ainsi, malgré des dispositifs de protection et de signalisation, chaque année, on dénombre plusieurs dizaines d'accidents graves dus à la présence de ces chantiers mobiles. Les deux coupures de presse présentées ci-après mettent en évidence la gravité et la violence de ces accidents.

## Châtelaudren

### **Deux agents de la DDE tués sur la RN 12**

*Ils ont été heurtés par un camion alors qu'ils effectuaient une opération de marquage*

Un tragique accident de la circulation a coûté la vie de deux agents de l'Équipement. Yvon Rolland, 44 ans, domicilié 10, rue Mozart à Trémuson, et Jean-Pierre Durand, 42 ans, demeurant La Croix-Lambert, à Saint-Brieuc, hier après-midi, sur la RN 12, à hauteur de l'échangeur de Kertédevant, en Châtelaudren. Une troisième personne, Paul Lamandé, 44 ans, chauffeur à l'entreprise Gorin, de Flémy, n'a, elle, été que légèrement blessée.

16 h. Une équipe de la Direction Départementale de l'Équipement, basée au Légué à Saint-Brieuc, marque à la peinture le côté droit de la chaussée en direction de Saint-Brieuc.

#### **Tué sur le coup**

Arrive à ce moment-là dans le même sens et sur le même côté (détail important : pendant les travaux la circulation n'a pas été déviée sur une seule voie) un camion d'aliments conduit par M. Lamandé. Malgré la présence des hommes de la DDE et de leur matériel équipé de gyrophares, l'inexplicable se produit. Le camion entre en collision avec le scooter de marquage piloté par Yvon Rolland. Sous le choc, le scooter est projeté par-dessus la glissière de sécurité, tuant sur le coup l'agent de l'Équipement.

Jean-Pierre Durand, qui se trouvait non loin de l'engin de marquage, également heurté par le camion, devait décéder des suites de ses blessures peu de temps après à l'hôpital de Guingamp où il avait été admis.

C'est le Colonel Boulard, chef d'état-major régional de la sécurité civile et ancien commandant départemental du service "incendie", qui, en tant que premier témoin de l'accident, a donné l'alerte auprès des pompiers de Guingamp. Ceux-ci sont arrivés très vite à bord de deux ambulances et d'une camionnette transportant le matériel de désincarcération. Ils étaient suivis par le SMUR de cette même ville.

Il a fallu de très longues minutes aux sauveteurs pour dégager le corps sans vie de M. Rolland, du scooter qui n'était plus qu'un amas de ferraille. M. Lamandé, légèrement blessé, a été conduit à l'hôpital de Guingamp. Interrogé peu de temps après par les gendarmes, il a déclaré ne rien avoir vu.

Pendant toute la durée des opérations de secours, la circulation a été déviée sur une seule voie. On peut se poser la question de savoir si ce n'était pas un peu trop tard.

## Roquefort-sur-Garonne

### **Un groupe d'employés de l'Équipement fauchés par un camion**

*Un mort, deux blessés, le chauffeur du poids lourd s'était endormi*

Un tragique accident de la circulation s'est produit, hier, vers 16 h 20, sur la RN 127, à proximité de Roquefort-sur-Garonne. Alors qu'ils étaient occupés à peindre des zébras sur la chaussée, trois employés de l'Équipement ont été fauchés par un camion. Jean-Bernard Pome, 32 ans, de Lannemezan (Hautes-Pyrénées), a été tué. Gilles Zabéo, 31 ans, de Ramonville, et Eric Réaldon, 36 ans, demeurant à Longage, ont été grièvement blessés et évacués sur le centre hospitalier de Saint-Gaudens.

D'après l'enquête de gendarmerie, le chauffeur du poids lourd transportant du ciment se serait légèrement assoupi

au volant. Après avoir fauché le groupe des trois hommes, le camion a percuté un fourgon de l'Équipement, le projetant sur un ensemble routier circulant en sens inverse.

Au moment de l'accident, le chargement du poids lourd s'est répandu sur la chaussée, provoquant un fort ralentissement de la circulation relativement dense à cette heure de la journée. Les gendarmes ont été contraints de mettre en place des déviations, pour permettre aux pompiers de Salies et ceux de Saint-Gaudens, appelés en renfort, de pouvoir intervenir efficacement.

**La Dépêche du Midi** 4.9.91

Ces accidents tragiques posent le problème sur les moyens à mettre en oeuvre pour améliorer la sécurité des agents de l'Équipement qui travaillent sur les routes, en trouvant le meilleur compromis entre usagers et employés, c'est-à-dire en assurant la fluidité du trafic tout en protégeant les ouvriers. Différentes actions sont menées actuellement pour prévenir ces accidents et améliorer la sécurité :

- la sensibilisation des conducteurs par des actions d'information et de communication pour agir sur leur comportement. C'est une solution dont les résultats ne seront sensibles qu'à long terme,
- la formation aux risques des agents de l'Équipement. A défaut de pouvoir influencer efficacement le comportement de l'automobiliste, les Directions Départementales de l'Équipement proposent chaque année de nouvelles sessions de formation sur la signalisation fixe et mobile, sur le code de la route, etc...,

- la mise en place de structures plus adaptées pour mieux protéger les chantiers mobiles. Par exemple en utilisant des systèmes plus performants de "*basculement*" (circulation à double sens sur une seule voie) ou en améliorant le principe du "*bouclier*" (fourgonnettes avec flashes qui protègent les engins lents).

C'est, une nouvelle solution de type "*bouclier*" qui est à l'origine de ce mémoire. Dans le **chapitre I**, nous présenterons le projet qui est centré sur un véhicule entièrement automatisé, équipé de panneaux lumineux de signalisation, destiné à suivre les chantiers mobiles de peinture à une distance prédéfinie. En effet, les accidents se produisent, dans la plupart des cas, à l'arrière des chantiers mobiles. Sa fonction est de suivre le chantier mobile pour le protéger à distance en prévenant les automobilistes. Mais il permet aussi, d'éliminer la présence du personnel de l'Équipement habituellement occupé à déplacer les panneaux statiques de signalisation. Ainsi, le personnel n'est plus exposé aux risques de collisions à l'arrière du chantier mobile de peinture. Dans ce même chapitre, nous présenterons le programme de travail qui consistera à équiper ce robot mobile d'une caméra vidéo pour qu'il puisse analyser l'environnement dans lequel il se déplace, notamment en détectant la signalisation horizontale peinte sur la chaussée.

Puis, dans le **chapitre II**, nous modéliserons le système de vision depuis la prise de vue jusqu'à la numérisation de l'image.

Cette modélisation du système de vision permettra, dans le **chapitre III**, de réaliser un simulateur de caméra qui servira d'une part, à déterminer l'emplacement le plus adéquat de la caméra sur le robot mobile et d'autre part, à nous orienter dans le choix des méthodes à mettre en oeuvre pour détecter et modéliser la signalisation horizontale dans une image.

Le traitement des images dans une optique temps réel nous conduira vers une analyse partielle des images. Ainsi, nous commencerons par développer une méthode de bas niveau pour détecter, même dans des conditions difficiles, la présence des bandes blanches sur une ligne vidéo de l'image. Deux chapitres seront consacrés à la présentation de deux concepts différents. Dans le **chapitre IV**, deux méthodes de détection basées sur le concept de corrélation seront développées. La première appelée *la détection par corrélation classique*, utilisera un masque de corrélation adapté pour détecter sur une ligne vidéo la présence d'une bande blanche. Cependant, cette méthode aura l'inconvénient de n'être applicable que dans des conditions bien spécifiques. La deuxième, appelée *la détection par différence de deux corrélations*, permettra de détecter les bandes blanches indépendamment des variations d'éclairement de l'environnement, mais elle possédera un pouvoir de discrimination insuffisant. Une autre méthode, appelée *la détection par les pics et les vallées*, sera présentée dans le **chapitre V** pour pallier aux inconvénients évoqués dans le chapitre précédent. Cette méthode, basée sur des concepts de reconnaissance de forme, analysera les variations des niveaux de gris pour détecter toutes les bandes blanches présentes sur une ligne vidéo.

---

Ensuite, dans le **chapitre VI** sera présenté une méthode pour modéliser la signalisation horizontale dans une image. Elle consistera dans une première étape, à déterminer et modéliser localement les bandes blanches dans plusieurs zones d'analyses qui seront composées de plusieurs lignes vidéos et réparties de façon à couvrir une fraction suffisante de l'image. Cette modélisation est appelée *la modélisation intra-zone*. Puis, dans une deuxième étape, les informations locales seront utilisées pour modéliser les bandes blanches dans leur intégrité dans l'image grâce à *la modélisation dite inter-zone*.

A partir des bandes blanches modélisées dans l'image, il sera possible, dans le **chapitre VII**, de déterminer la position et l'orientation du robot mobile sur la chaussée. Ainsi, à partir de ces informations, nous développerons une méthode originale basée sur la notion de *concept flou* pour déterminer les ordres de conduite à envoyer aux actionneurs afin de piloter correctement le robot mobile. Nous verrons que cette approche floue permet d'obtenir un guidage du robot mobile qui se rapproche de celui effectué par un opérateur humain.

Enfin, des essais en site réel seront présentés dans le **chapitre VIII**, permettant de concrétiser et de valider les solutions qui ont été retenues pour réaliser ce projet.

# *Chapitre I*

## *Le projet VAST*

Nous présenterons, dans ce chapitre, le projet VAST qui est un *Véhicule Automatisé de Signalisation de Travaux*. Ce véhicule destiné pour les chantiers mobiles de peinture sur le réseau routier se déplace en détectant la signalisation horizontale sur la chaussée. Nous définirons ensuite le thème du programme qui fait l'objet du travail présenté dans ce mémoire, notamment en remplaçant le système de détection et de guidage de ce véhicule par un autre système plus performant qui utilise une caméra vidéo pour analyser l'environnement dans lequel il se déplace.

Enfin, un panorama de la robotique mobile utilisant la vision sera présenté en insistant, en particulier, sur les projets récents qui traitent de la détection de trajets matérialisés par des bandes blanches. D'autres projets liés à la vision seront présentés plus succinctement.

## I.1) INTRODUCTION

En général, pour effectuer des travaux sur le réseau routier, notamment sur de grandes longueurs de route, il est nécessaire de faire appel à des chantiers mobiles. La portion de route concernée est alors signalée par des panneaux statiques. Le chantier proprement dit, qui se déplace au fur et à mesure de l'avancement du travail, est protégé par des véhicules portant les panneaux réglementaires en avant et en arrière du chantier ( cf. figure I.1 )

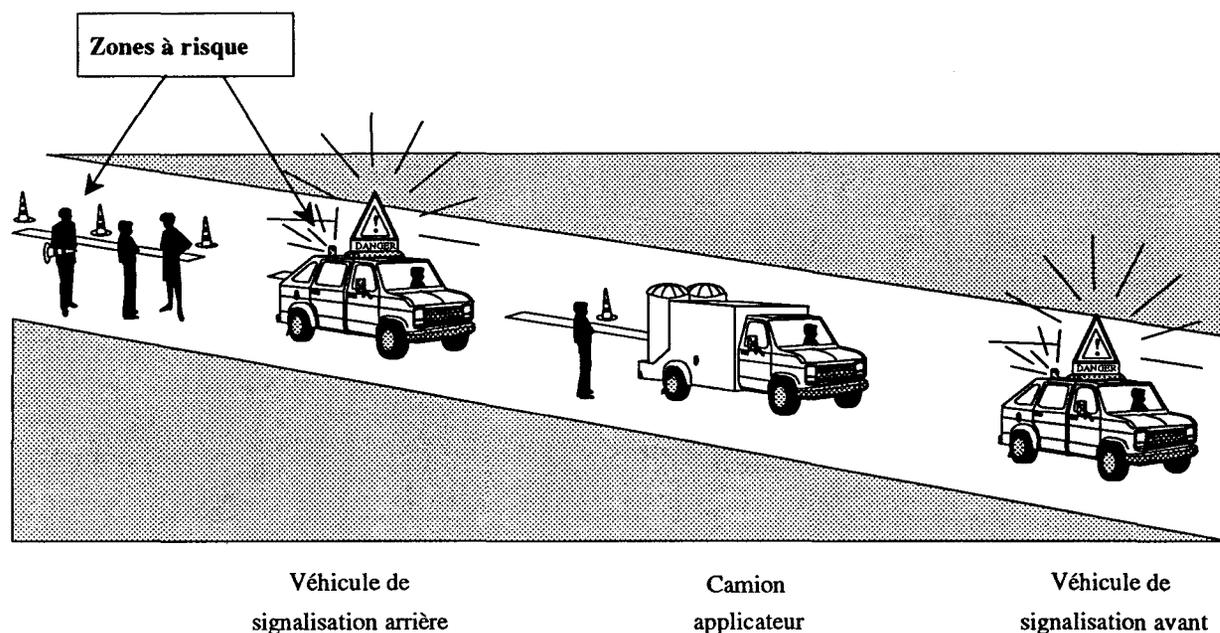


Figure I.1 : Schéma d'un chantier de marquage

Dans le cas de chantiers pour l'entretien de la signalisation horizontale, destinés à appliquer de la résine, la vitesse de travail est de l'ordre de 2 km/h. Cette faible vitesse constitue un danger important, car fréquemment les usagers de la route, avertis par les panneaux statiques, ont d'abord ralenti, puis repris de la vitesse et se retrouvent alors brusquement face à un véhicule de protection quasiment immobile et/ou à du personnel de l'équipement occupé à placer ou à déplacer des panneaux de signalisation. Dans ces conditions, les accidents sont fréquents avec souvent des dommages corporels graves aussi bien pour le conducteur du véhicule de protection que pour le personnel de l'équipement. Ainsi, chaque année on dénombre **une dizaine de personnes tuées** dans ce type d'accidents. Les coupures de presse présentées dans l'introduction en sont des témoignages tragiques.

## I.2 ) LE ROBOT MOBILE VAST

### I.2.1 ) Présentation

Deux accidents successifs de cette nature ayant coûté des vies humaines ont incité la DDE<sup>1</sup> de la Vienne à confier en 1986 à l'INRETS<sup>2</sup>-CRESTA<sup>3</sup> l'étude et la réalisation d'un prototype de robot mobile baptisé VAST<sup>4</sup>, [LAI\_91], [DEP\_89], [DEP\_85] pour automatiser l'arrière de ces chantiers mobiles ( cf. figure I.2 ).

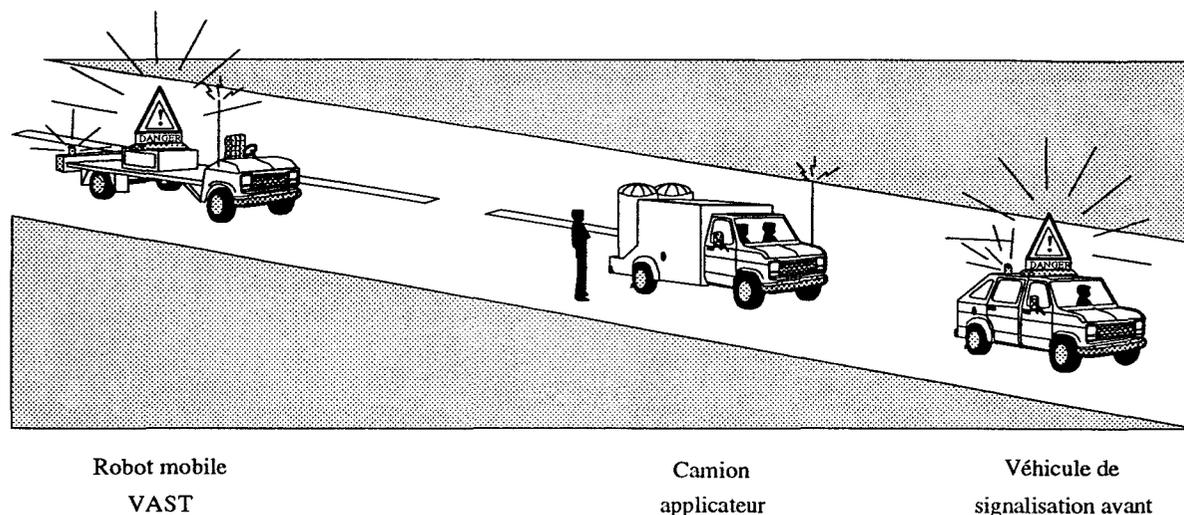


Figure I.2 : Schéma d'un chantier de marquage

Pendant la phase de travail, le robot mobile doit se guider sur la signalisation horizontale fraîchement déposée, pour suivre le camion applicateur de résine à une distance programmable.

Pour certaines manoeuvres et en l'absence de signalisation horizontale, le robot mobile peut être conduit à distance, sous surveillance vidéo, par son conducteur installé dans le camion applicateur. La liaison est réalisée par circuit vidéo hertzien.

Dans d'autres cas, le robot mobile qui dispose d'un poste de conduite, peut être conduit normalement ( par exemple pour une traversée de route ).

Enfin, pour les déplacements jusqu'au chantier, le robot mobile peut être emmené en remorque.

Ainsi, le conducteur de l'ancien véhicule de signalisation arrière est maintenant dans le camion applicateur de résine. Il n'a plus qu'un rôle de surveillance ou de conduite à distance du robot mobile. Il est alors nettement moins exposé aux risques de collisions.

(1) DDE : Direction Départementale de l'Équipement.

(2) INRETS : Institut National de la Recherche sur les Transports et leur Sécurité.

(3) CRESTA : Centre de Recherche et d'Évaluation des systèmes de Transport Automatisés.

(4) VAST : Véhicule Automatisé de Signalisation de Travaux.

### I.2.2 ) Cahier des charges

Compte tenu de l'organisation des chantiers mobiles de peinture et des remarques précédentes, le cahier des charges est alors le suivant :

- le robot mobile doit être équipé d'un panneau normalisé de 1,50 mètre et de signalisations lumineuses,
- il doit suivre le camion applicateur de résine à une distance réglable comprise entre 20 et 200 mètres,
- sa vitesse de déplacement sur la chaussée est inférieure à 8 km/h,
- il doit se guider à partir de la signalisation horizontale,
- la surveillance vidéo du robot mobile doit se faire depuis le camion applicateur de résine,
- le robot mobile doit pouvoir se conduire à distance,
- il doit pouvoir se conduire normalement,
- il doit pouvoir se déplacer jusqu'au chantier en remorque ( 100 km/h ).

### I.2.3 ) Description du robot mobile VAST

La réalisation matérielle de ce prototype a débuté en 1986 dans les locaux de l'INRETS-CRESTA de Villeneuve d'Ascq et les premiers essais en site réel eurent lieu 3 ans plus tard ( cf. figure I.3 ).

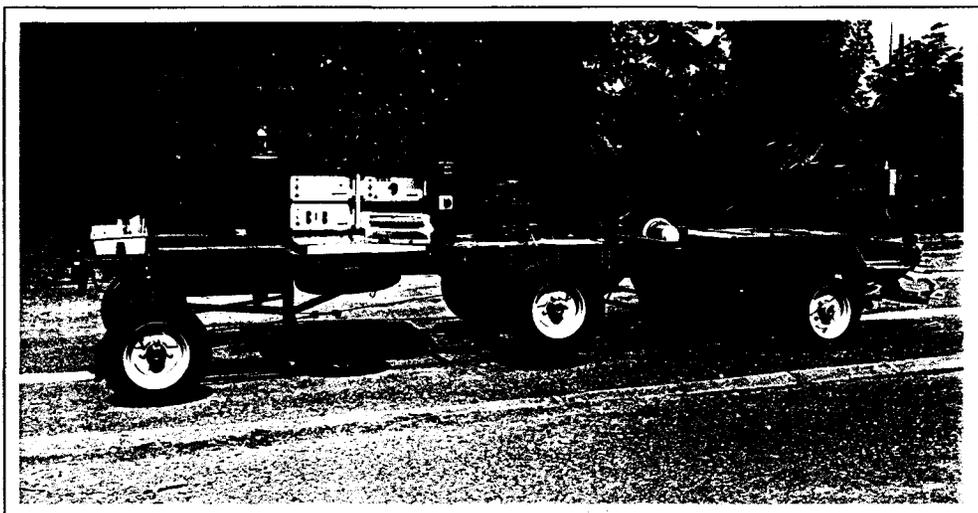


Figure I.3 : Le robot mobile VAST en essai

Cette réalisation se compose d'une partie mécanique, d'une partie électromécanique et d'une partie électronique.

### I.2.3.1) Description de la partie mécanique

Le robot est construit à partir de la plate-forme d'une mini-voiture sans permis ERAD qui a subi plusieurs transformations ( cf. figure I.4 ) :

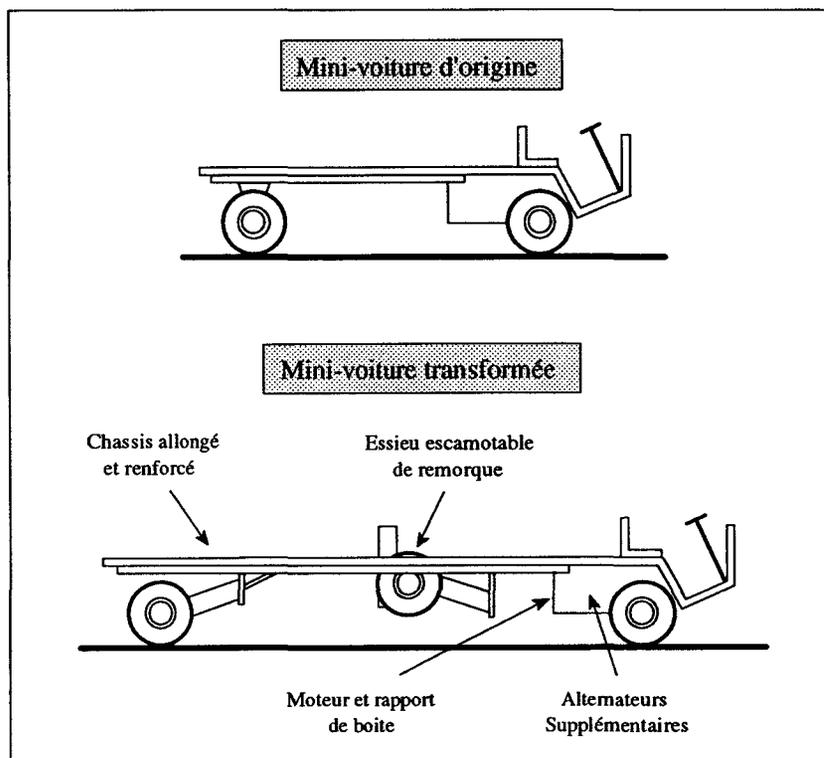


Figure I.4 : Mécanique du robot

Afin d'assurer la stabilité du robot porteur de panneaux de grande surface soumis au vent et au souffle des poids lourds le dépassant, des modifications ont été nécessaires, notamment l'élargissement de la voie arrière, l'augmentation de l'empattement, l'allongement et le renforcement du châssis. Afin de simplifier les manoeuvres de mise en chantier ou de fin de chantier, un essieu routier escamotable électriquement a été installé dans la partie centrale du châssis. Il s'agit d'un essieu de voie normale, avec son système d'ancrage et de suspension, un système de montée et de descente à vérin électrique, une flèche de remorquage et un frein de parking avec une commande par levier sur la flèche.

Pour améliorer les conditions de travail et limiter la vitesse à 8 km/h, des modifications ont été faites sur les réglages du moteur ainsi que sur le rapport de transmission de la boîte automatique d'origine.

Enfin, en plus du circuit électrique d'origine, le robot a été doté de deux alternateurs et de quatre batteries 40 Ah supplémentaires destinées à l'alimentation électrique de la signalisation lumineuse et de l'électronique.

### I.2.3.2 ) Description de la partie électromécanique

Le robot a été complété par des effecteurs destinés à commander respectivement le braquage et le déplacement. Pour la direction, un moteur électrique entraîne, par l'intermédiaire d'une chaîne, la colonne de direction avec une démultiplication appropriée. Pour la commande de déplacement, le robot est doté d'un système de freinage en sécurité positive, c'est-à-dire que les pédales de frein et d'accélérateur sont commandées par des câbles enroulés sur un tambour ramené par un ressort dans une position correspondant au freinage. En fonctionnement normal, un embrayage électrique, alimenté par le signal d'autorisation de fonctionnement, solidarise le tambour et un ensemble moteur-réducteur électrique commandant la position des pédales. Ainsi, tout dysfonctionnement du système provoque un arrêt d'urgence immédiat du robot.

### I.2.3.3 ) Description de la partie électronique

L'électronique embarqué est composée de quatre unités sur le robot ( cf. figure I.6 ) :

- **Puissance** : cette unité réalise les asservissements des moteurs électriques qui ajustent le braquage et la vitesse de déplacement du robot mobile.
- **Guidage** : ce bloc permet de détecter la présence d'une bande blanche sur la chaussée et de déterminer les consignes de braquage pour la suivre. Le principe de détection qui a été développé utilise une rampe équipée de 16 cellules photodéetectrices, située à l'avant du robot mobile ( cf. figure I.5 ).

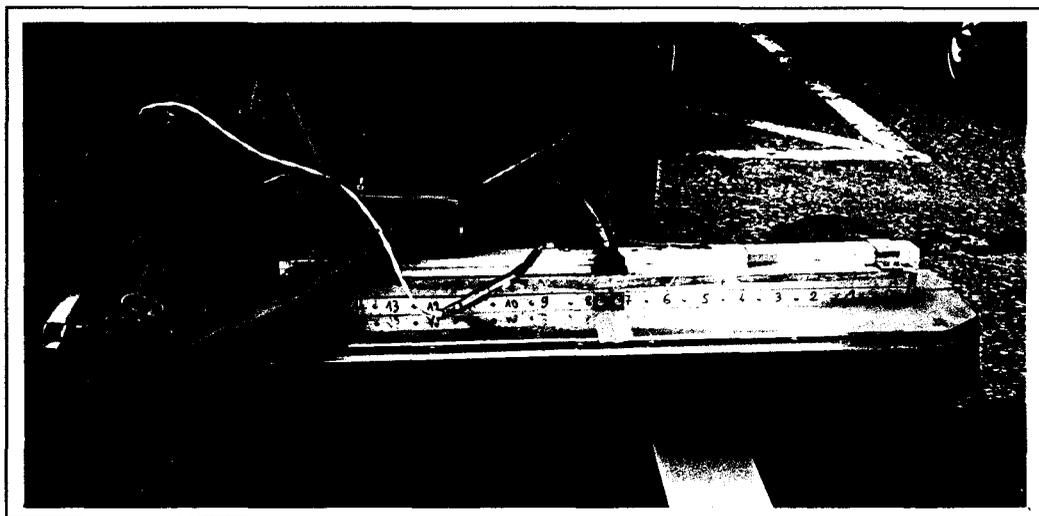


Figure I.5 : Détail de la rampe équipée de cellules photodéetectrices qui permet la détection de la signalisation horizontale

Ainsi, à partir des signaux fournis par les cellules, il est possible de déterminer la position du robot mobile par rapport à la bande blanche suivie et les ordres de braquage pour la suivre. Nous verrons par la suite que le thème du programme qui fait l'objet de ce travail portera sur cette unité de **guidage**. Il s'agira de proposer une solution plus performante

pour détecter la signalisation horizontale et guider le robot mobile sur la chaussée, notamment en utilisant une caméra vidéo.

- **Transmissions** : cette unité assure la liaison bilatérale entre le surveillant installé dans le camion applicateur de résine et le robot mobile. Des circuits spécifiques permettent d'assurer la sécurité des transmissions.
- **Sécurité** : ce bloc analyse différentes grandeurs, influençant le comportement du robot mobile et il délivre quand les conditions de fonctionnement sont normales, un signal d'autorisation de fonctionnement dont la disparition déclenche l'arrêt d'urgence du robot mobile.

Sur le camion applicateur de résine, on trouve, en plus du bloc de transmissions correspondant à celui du robot mobile, le pupitre comprenant une partie *commandes* du robot mobile et une partie *surveillance* qui affiche les informations de retour liées au déplacement et au mode de fonctionnement du robot mobile ( cf. figure I.6 ).

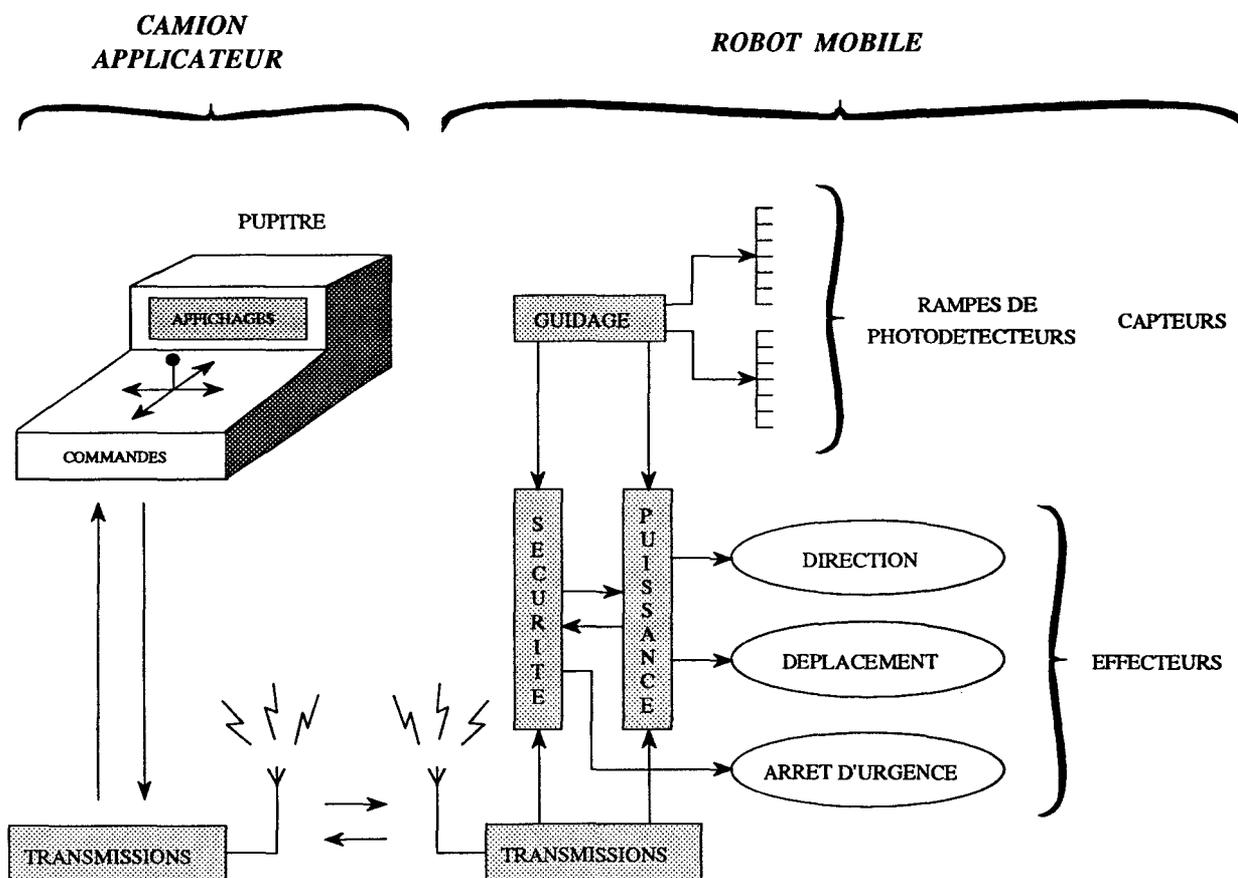


Figure I.6 : Electronique du robot mobile

### I.2.3.4 ) Principe de fonctionnement

Par action sur un contacteur situé sur le robot mobile, le conducteur peut choisir parmi quatre modes de fonctionnement.

**En remorque** : ce mode relève le châssis par action sur le vérin qui fait sortir l'essieu central routier.

**En attente** : ce mode initialise l'électronique, le robot mobile repose sur ces quatre roues, frein de sécurité bloqué.

**Conduite manuelle** : dans ce mode, le robot mobile peut se déplacer, sous la conduite normale de l'opérateur. Les équipements de sécurité ne sont pas en fonction, mais les déplacements sont pris en compte par l'électronique.

**Robot** : dans ce mode, le robot mobile est en phase de travail. Il est lié au pupitre de commandes situé dans le camion applicateur de résine et les équipements de sécurité sont en service. Grâce à un commutateur du pupitre, le conducteur peut choisir parmi trois modes de travail : **téléconduite**, **automatique** et **surveillé**. Suivant le mode de travail sélectionné, les commandes proviennent soit des automatismes internes, soit du conducteur.

- Le passage en mode de **téléconduite** permet au conducteur de déplacer et de diriger le véhicule sous contrôle vidéo avec l'assistance des circuits de sécurité.
- Le passage en mode **automatique** confie le pilotage du robot mobile aux automatismes qui asservissent la direction pour suivre une bande blanche et contrôler l'avance pour que la position du robot par rapport au camion applicateur de résine soit respectée. Une défaillance d'une des chaînes de conduite, une disparition de la bande blanche suivie ou une présence d'obstacles sur la chaussée, entraînent la dégradation du mode **automatique** en un mode **surveillé**.
- Dans ce mode **surveillé**, la conduite est toujours confiée aux automatismes mais sous une surveillance accrue du conducteur qui doit périodiquement valider ce que fait le robot mobile. A l'apparition d'un danger, le conducteur doit réagir en moins de deux secondes. Ensuite, en cas de fonctionnement permanent en mode **surveillé**, le délai de validation est porté à cinq secondes. S'il n'y a pas de réponse dans ce délai, l'arrêt d'urgence est déclenché.

Dans tous ces modes de fonctionnement, un arrêt d'urgence peut être déclenché dans les cas suivants : coupure des transmissions, mauvaises transmissions successives, détections d'obstacles, survitesse, marche arrière, consignes de direction ou de déplacement anormales, mauvaise exécution des consignes de direction ou de déplacement, coup de poing d'arrêt d'urgence ( sur le pupitre de commandes ou sur le robot mobile ).

Ainsi, il est possible de résumer le fonctionnement du robot mobile par un tableau donnant son comportement dans différentes circonstances ( cf. figure I.7 ).

<i>Modes de fonctionnement</i>		<i>Circonstances</i>	<i>Interventions</i>
<b>ROBOT</b>	<b>Mode automatique</b>	- Lignes continues	- Surveillance
	<b>Mode automatique surveillé</b>	- Lignes discontinues - Taches, parasites - Défaillance d'une chaîne de conduite ou de contrôle	- Surveillance - Homme mort ( toutes les 2 à 5 s )
	<b>Arrêt d'urgence</b>	- Coupure des transmissions - Mauvaises réceptions successives - Détections d'obstacles ou de chocs - Mauvaises exécutions des consignes	- Coup de poing
	<b>Téléconduite</b>	- Manoeuvres - Déplacement en absence de ligne	- Conduite à distance - Direction - Déplacement } par manche à balai
<b>MANUEL</b>		- Zones dangereuses - Traversées de routes prioritaires	- Conduite normale

Figure I.7 : Circonstances et états de fonctionnement associés

### I.3 ) LE THEME DU PROGRAMME

#### I.3.1 ) Présentation

Le prototype qui a été réalisé se déplace sur la chaussée en détectant la signalisation horizontale grâce à une rampe équipée de cellules photodéectrices ( cf. figure I.6 ). Ce principe de détection s'avère efficace pour piloter le robot mobile à partir de bandes blanches continues. Mais dans le cas de bandes blanches discontinues, les algorithmes mis au point nécessitent, par soucis de sécurité, des interventions répétées du conducteur pour valider le fonctionnement du pilotage.

Ces interventions se sont révélées très fastidieuses pour le conducteur et elles remettent en cause ce principe de détection de la signalisation horizontale.

#### I.3.2 ) Objectif du programme

Ainsi, le programme de travail a pour objectif de proposer une nouvelle solution pour détecter la signalisation horizontale et guider le robot mobile sur la chaussée, sans réclamer trop d'interventions du conducteur. Cette nouvelle solution consiste à remplacer la rampe de détection du robot mobile ( cf. figure I.5 ) par **un système de vision artificielle**.

Ce système de vision, utilisant une caméra matricielle monochrome située à l'avant du robot mobile, permettra de "voir" la chaussée sur laquelle il se déplace.



Figure 1.8 : Détail du système de vision artificielle utilisant une caméra vidéo

La mise en oeuvre de cette solution nécessite d'aborder les points suivants :

- la modélisation du système de vision afin de simuler les prises de vues effectuées par la caméra ( **chapitre II** ). Cette modélisation permettra ensuite de déterminer l'emplacement le plus adéquat de la caméra sur le robot mobile et d'orienter le choix des méthodes pour réaliser la détection de la signalisation horizontale ( **chapitre III** ),
- l'analyse des images saisies par le système de vision pour détecter et modéliser la signalisation horizontale afin de déterminer automatiquement la position du robot mobile dans son environnement ( **chapitres IV, V et VI** ),
- la génération des ordres à envoyer aux actionneurs pour que le robot mobile puisse se déplacer de manière autonome sur la chaussée en fonction de sa position dans cet environnement et de l'objectif à atteindre ( **chapitre VII** ).

## I.4 ) PANORAMA DE LA ROBOTIQUE MOBILE UTILISANT LA VISION

### I.4.1 ) Introduction

Avant d'aborder le problème de la détection de la signalisation horizontale et du guidage du robot mobile sur la chaussée, nous allons présenter différents projets de recherches effectués dans le domaine de la robotique mobile, en nous attachant plus particulièrement, aux robots mobiles équipés d'un système de vision.

Dans ce domaine, il est possible de distinguer deux grandes catégories de robots mobiles, les robots dits "*non guidés*" et les robots dits "*guidés*".

#### – *Robots non guidés*

Ces robots autonomes sont capables d'agir et de se déplacer dans un environnement inconnu, hostile ou inaccessible à l'homme, notamment pour la maintenance et le dépannage de centrales nucléaires, pour la recherche et les applications en milieu sous-marin (recherche de nodules métalliques, de pétrole, réparations, etc...) ou dans le domaine spatial (véhicules d'explorations de satellites ou de planètes, satellites artificiels, etc...), pour certaines applications industrielles (convoyage, entretien, surveillance, etc...) ou agricoles (moisson, fenaison, cueillette, etc...). Les robots mobiles entrant dans cette catégorie doivent être équipés de systèmes de localisation très précis.

#### – *Robots guidés*

Ces robots mobiles sont astreints à suivre un chemin matérialisé sur le sol soit sous la forme d'un fil enterré (guidage inductif), soit d'une bande de peinture (guidage optique), soit encore d'un rail (guidage mécanique). Ils permettent, en général, de remplacer ou de soulager l'homme dans l'exécution de tâches pénibles, fastidieuses ou inaccessibles. Ils sont utilisés dans l'industrie principalement pour convoier des charges lors d'opérations d'emmagasinage, d'alimentation de chaîne d'usinage ou d'assemblage, d'expédition de marchandises, etc... Depuis peu, les constructeurs automobiles s'intéressent au guidage de véhicules sur route à partir de la signalisation horizontale, dans le but d'assister et de surveiller le comportement des conducteurs.

En fait, la fonction de guidage constitue la différence fondamentale entre les robots mobiles guidés et les robots mobiles non guidés. Dans notre cas, nous allons, dans un premier temps, nous intéresser plus particulièrement aux robots dits "*guidés*" qui utilisent un marquage sur le sol ou la signalisation horizontale de la route pour évoluer. Dans un deuxième temps, nous présenterons succinctement différents travaux qui nous paraissent intéressants sur les robots mobiles, utilisant un système de vision.

## I.4.2 ) Projets récents utilisant la vision pour détecter un marquage

### I.4.2.1 ) Les travaux de l'Université de Clermont-Ferrand

Chapuis présente dans [CHA\_91], [CHA\_90] des travaux pour la détection de la signalisation horizontale en temps réel, appliqués à la conduite automatique de véhicules sur autoroute. Ces travaux font partie d'un programme Européen baptisé PROMETHEUS<sup>5</sup>, visant à l'amélioration de la sécurité des conducteurs et passagers. Les deux méthodes mises en oeuvre utilisent les données provenant d'une caméra CCD monochrome ( 512 × 512 pixels ) embarquée dans un véhicule de tourisme qui se déplace sur le réseau autoroutier. Dans ce contexte, il est possible de prendre en compte la signalisation horizontale et la géométrie normalisée de l'autoroute pour guider le véhicule.

La première méthode, dite *méthode lignes*, permet de calculer en temps réel la position du véhicule par rapport aux bandes blanches de la route. L'algorithme n'analyse que quatre à sept lignes horizontales de l'image afin de réduire les temps de calcul et il utilise un modèle linéaire de la route facile à mettre en oeuvre. Après une phase d'initialisation nécessaire au démarrage du processus, l'algorithme se déroule en trois phases : prédiction, détection et réactualisation.

- Dans la phase de prédiction, le calculateur estime la position des trois bandes blanches ( la bande centrale et les deux bandes latérales ) sur chaque ligne horizontale analysée dans l'image. Cette prédiction des bandes blanches est obtenue par une équation matricielle simplifiée qui intègre la modélisation de la route sur laquelle le véhicule se déplace. Ainsi, l'équation de la projection d'une bande sur l'écran est fonction linéaire de trois paramètres dynamiques ( variables dans le temps ) : l'abscisse du véhicule par rapport à la bande centrale, la courbure de la route et l'angle de déviation horizontale du véhicule par rapport à la direction de la route.
- Dans la phase de détection ( cf. figure I.9 ), le principe est basé sur la mise en place d'une fonction de probabilité  $P_1$  de type gaussienne centrée sur la position attendue de la bande sur la ligne analysée. Cette fonction gaussienne permet d'obtenir une certaine tolérance sur la prédiction de la position de la bande estimée lors de la phase de prédiction. La dérivée  $dE/dx$  du niveau de gris de la ligne analysée permet de mettre à profit le fort contraste des bandes. Le produit de la dérivée par cette fonction de probabilité permet de mettre en évidence les points de la bande dont l'abscisse est proche de la position supposée de la bande. Une bande sera supposée reconnue si les valeurs extrêmes de la fonction produit atteignent un seuil donné.

---

(5) PROMETHEUS : PROgram for an European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedentedly Safety

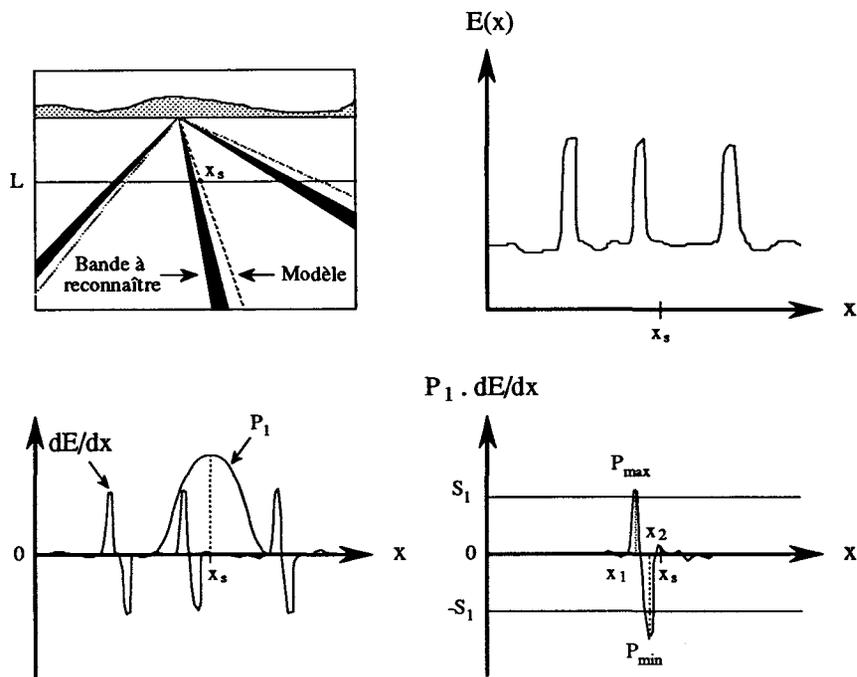


Figure 1.9 : Détection des bandes blanches

- Dans la phase de réactualisation, les trois paramètres du modèle sont réactualisés en fonction des résultats obtenus lors de la phase précédente, par la méthode des moindres carrés. De plus, pour chaque paramètre, une régression linéaire prend en compte une contrainte qui représente les écarts maximums tolérés entre deux images successives.

Les résultats montrent que, dans des conditions normales, le suivi est fiable et que l'algorithme ne demande qu'une faible puissance de calcul.

Néanmoins, cette méthode présente quelques inconvénients :

- l'évaluation de la courbure de la route est difficile, elle résulte d'un compromis sur la position et le nombre de lignes analysées dans l'image,
- en cas de perte du suivi, aucune procédure de rattrapage n'est prévue,
- le principe de la détection ne prend pas en compte la continuité et l'orientation des bandes blanches,
- le seuil de détection dépend de l'état de surface de la route, du contraste des bandes et de la luminosité ambiante de la scène.

La deuxième méthode, dite *méthode fenêtres*, a pour objectif d'améliorer la détection des bandes et la réactualisation du modèle en privilégiant la robustesse de la méthode au détriment des temps de calcul. Dans cette méthode, l'algorithme analyse non pas des lignes horizontales dans l'image mais des fenêtres. Ce choix permet de prendre en compte les caractéristiques de continuité et d'orientation des bandes blanches. Les fenêtres sont choisies arbitrairement carrées et de taille égale à 25 % de la largeur de la voie. Leur nombre est fonction de la puissance de

calcul disponible. Là aussi, l'algorithme se déroule en trois phases : prédiction, détection et réactualisation.

- La phase de prédiction est réalisée de la même manière qu'avec la méthode précédente, c'est-à-dire que la position de la fenêtre d'analyse dans l'image est estimée grâce à la modélisation de la route, de façon à la centrer sur la position attendue de la bande.
- La phase de détection permet à présent d'extraire la bande blanche dans chaque fenêtre d'analyse et de déterminer sa position, sa largeur et son orientation dans l'image. La procédure de détection tente d'extraire les deux segments parallèles qui délimitent la bande blanche. Pour cela, la fenêtre d'analyse est d'abord convoluée avec un masque différentiel classique (Sobel, Prewitt, etc...) pour mettre en évidence les valeurs élevées de son gradient qui correspond aux bords de la bande. Ensuite, la transformée de Hough est utilisée pour rechercher les meilleurs segments qui caractérisent la bande. De plus, les informations obtenues lors de la phase de prédiction permettent d'éliminer les segments aberrants.
- La phase de réactualisation est réalisée par un filtrage récursif de type Kalman. L'intérêt de ce type d'estimateur est de prendre en compte l'évolution dynamique des paramètres contrairement à la méthode précédente.

Les résultats montrent que la détection est plus fiable qu'avec la méthode ligne. En effet, la méthode fenêtre utilise beaucoup mieux les caractéristiques des bandes et permet d'améliorer sensiblement l'estimation du paramètre de courbure. Le filtrage utilisé tire un meilleur profit des données statistiques concernant la vraisemblance des paramètres dynamiques et des observations. De plus, il n'y a plus de coefficient à ajuster en fonction du type de scène traité.

Les problèmes qui subsistent, sont :

- l'estimation précise de la courbure de la route,
- l'élimination systématique des observations douteuses pour augmenter la fiabilité conduit à ne pas prendre en compte certaines détections significatives, surtout dans les fenêtres en haut de l'image,
- les temps de calcul de l'algorithme ne permettent pas, dans l'immédiat, une implantation en temps réel,
- de plus, l'utilisation d'un modèle de la route pour prédire la position des bandes blanches dans l'image implique un domaine d'application bien spécifique quant à la normalisation géométrique de la route et à la normalisation de la signalisation horizontale.

### I.4.2.2 ) *Le projet NAVLAB de l'Université Carnegie-Mellon*

Depuis plusieurs années, le groupe de recherche de l'Université Carnegie-Mellon développe des méthodes pour détecter et pour suivre des routes dans un environnement réel, en mettant l'accent sur les problèmes liés aux changements de couleur de la route, aux variations de l'intensité lumineuse, à la présence de zones d'ombres et d'ensoleillement sur la chaussée et aux différentes qualités de revêtements utilisés pour les routes. Les différents développements ont été implantés sur un véhicule commercial de type Van, baptisé NAVLAB.

Les travaux publiés dans [CRI\_91], [CRI\_88], [THO\_88] présentent deux nouvelles méthodes pour reconnaître la route dans les images saisies par les deux caméras couleurs ( 240 × 256 pixels ) équipant NAVLAB. L'une des deux caméras permet de mettre en évidence les zones d'ombres et l'autre les zones d'ensoleillement.

- La première méthode, appelée SCARF<sup>6</sup>, utilise une procédure de classification automatique pour déterminer, grâce aux informations de couleurs fournies par les deux caméras, les pixels qui appartiennent ou non à la chaussée. La chaussée est ensuite modélisée en utilisant la transformée de Hough. Les résultats obtenus montrent que cette méthode permet de reconnaître la route d'une manière fiable et robuste, même dans des conditions climatiques difficiles. Néanmoins, cette méthode à l'inconvénient d'une part, d'être sensible aux variations de la luminosité dans la scène, d'autre part, de nécessiter une puissance de calcul importante, plusieurs minutes pouvant s'avérer nécessaires pour certains traitements.
- La deuxième méthode, appelée UNSCARF<sup>7</sup>, utilise aussi une procédure de classification automatique qui permet, grâce aux informations de couleurs fournies par les deux caméras, de regrouper les différents pixels par régions. Ensuite, la méthode utilise les bords délimitant les différentes régions pour extraire la chaussée. Ainsi, la méthode devient insensible aux variations de luminosité dans la scène. Cependant, cette amélioration est obtenue au détriment du temps de calcul, qui est compris entre 3 et 20 minutes pour le traitement d'une seule image !

Les travaux publiés dans [KLU\_89] présentent une méthode dénommée FERMI<sup>8</sup> particulièrement adaptée aux applications nécessitant de détecter et de suivre des routes hautement structurées, c'est-à-dire des routes dont les formes, les caractéristiques et la signalisation horizontale sont normalisées et connues, comme par exemple pour les autoroutes. Cette méthode introduit la notion de modèle explicite pour permettre aux robots mobiles de mieux interpréter l'environnement dans lequel ils se déplacent.

---

(6) SCARF : *Supervised Classification Applied to Road Following*

(7) UNSCARF : *UNSupervised Classification Applied to Road Following*

(8) FERMI : *the Following Explicit Road Models Intelligently*

En fait, les auteurs font remarquer que toutes les applications utilisent certaines hypothèses pour modéliser les routes. Elles peuvent être regroupées en trois catégories :

- les hypothèses *subconscientes* sont, par exemple, que la route ne bouge pas, que l'asphalte ne change pas de couleur, que les courbures sont telles qu'elles ne sortent pas du champ de vision de la caméra, etc... Toutes ces hypothèses dérivent de la fonctionnalité des routes. Elles permettent de définir les modèles dits *subconscients*,
- les hypothèses *implicites* sont définies par le programmeur. Par exemple, à proximité du robot mobile la route est considérée comme étant droite, la signalisation horizontale est toujours plus lumineuse que le reste de la scène, les bords dominants dans la scène sont les bords de la route, etc... Ces hypothèses sont souvent utilisées par le programmeur pour définir un algorithme capable de détecter un type de route particulier. Elles permettent de définir les modèles dits *implicites*,
- les hypothèses *explicites* sont utilisées dans le cas où la route à détecter a des formes et des caractéristiques qui sont normalisées et connues. Par exemple : les caractéristiques géométriques de la route, de la signalisation horizontale, des rails de sécurité, des bas-côtés, de la texture et de la couleur de la surface de la route, de la topographie de l'environnement, etc... Le programme peut sélectionner selon les caractéristiques, les algorithmes les mieux adaptés pour un type de route et surveiller d'éventuels changements pouvant modifier la stratégie de détection. En fait, les modèles explicites intègrent une *sémantique* de la route qui peut aider à trouver des liens entre différents phénomènes. La *sémantique* correspond à des étiquettes telles que "intersection" ou "virage vers la droite" et l'association des différentes descriptions permet de définir la situation du robot mobile sur la route. Par exemple, un programme utilisant seulement des modèles implicites, peut détecter que la bande blanche précédemment suivie, a disparu. Or, un programme utilisant des modèles explicites sera capable de comprendre que la disparition de la bande blanche signifie l'approche d'une intersection et l'initialisation d'une procédure spécifique pour détecter le carrefour.

Ainsi, la méthode FERMI permet de doter le robot mobile d'un haut niveau de raisonnement afin de mieux comprendre son environnement. Cette méthode a été implantée sur le véhicule NAVLAB équipé d'une seule caméra couleur. Les résultats obtenus semblent prometteurs. Néanmoins, le cycle de traitement est de l'ordre de 20 secondes par image sur une station Sun 3/180. Actuellement, des travaux sont en cours pour augmenter la vitesse de traitement en utilisant une architecture parallèle de microprocesseurs haute vitesse.

### **I.4.2.3 ) Le système IDATEN du Laboratoire Fujitsu**

Le système IDATEN est un équipement électronique implanté sur un véhicule commercial de type Van [OZA\_90]. Il permet de détecter la signalisation horizontale et les objets présents sur une route en temps réel. Le véhicule est équipé de cinq caméras monochromes ( 640 × 480 pixels ) dont trois sont utilisées pour détecter les bandes blanches situées dans l'axe et de part et d'autre du véhicule. Les deux autres sont utilisées pour détecter les objets présents dans la scène par stéréovision. Dans la pratique, il n'y a qu'une seule caméra activée parmi les trois pour détecter les bandes blanches. En effet, lorsque le véhicule se déplace de manière autonome sur une route rectiligne, c'est la caméra qui visualise la scène de face qui est activée. Dans le cas où le véhicule doit tourner à gauche ou à droite, c'est la caméra qui visualise la scène de gauche ou de droite qui est activée.

L'algorithme de détection des bandes blanches nécessite des conditions spécifiques. Les bandes blanches doivent être nettes et continues sur les deux côtés de la route, ne pas se croiser et le revêtement doit être relativement "propre". Ainsi, à partir d'une image, l'algorithme effectue cinq étapes successives pour extraire les bandes blanches.

- L'étape d'identification des candidats réalise une binarisation de l'image, en utilisant un seuil calculé à partir de l'histogramme de l'image, ce qui permet de mettre en évidence les zones susceptibles de correspondre à des bandes blanches.
- L'étape de partage des zones assigne différentes étiquettes aux zones présentes dans l'image pour extraire par la suite les bandes blanches.
- L'étape de calcul des caractéristiques des zones détermine les caractéristiques propres à chaque zone.
- L'étape d'identification des bandes blanches commence par examiner, suivant un ordre prédéfini, le périmètre de l'image pour détecter la fin d'une bande blanche, puis, en combinant les caractéristiques précédentes, le système est capable de déterminer les différentes bandes blanches effectivement présentes dans l'image.
- L'étape de calcul de la position des bandes blanches permet, à partir des paramètres de la caméra et de la position des bandes blanches dans l'image, de déterminer leur position dans le plan de la route.

L'algorithme de détection des obstacles utilise le principe de la stéréovision, avec des caméras positionnées suivant un axe vertical. En commençant par extraire, grâce à un filtre différentiel, les bords horizontaux dans les deux images, puis en réalisant un appariement entre les deux images, il est possible de détecter et de localiser tout objet se trouvant sur la route et présent dans le champ des deux caméras.

Ainsi, en fonction des résultats concernant la détection des bandes blanches et des objets dans l'image, des ordres sont générés pour guider et piloter le véhicule en agissant sur l'accélération, le freinage et le mécanisme de conduite.

#### **I.4.2.4 ) Les travaux de l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes**

Zhang présente, dans [ZHA\_89], des travaux pour le guidage d'un robot mobile de type convoyeur destiné à évoluer dans un environnement industriel. Ce convoyeur se déplace en détectant sur le sol une bande blanche de 12 cm de large par l'intermédiaire d'une caméra linéaire monochrome de 256 pixels.

Deux méthodes sont présentées pour détecter la bande blanche.

La première méthode traite directement le signal vidéo en utilisant un filtre analogique différentiel pour mettre en évidence les différentes transitions de la courbe des niveaux de gris. Un traitement numérique permet ensuite de détecter la présence de la bande blanche et de déterminer l'écart entre le convoyeur et celle-ci. Cependant, la méthode dépend fortement des conditions ambiantes c'est-à-dire des variations de la luminosité, de la propreté du sol, de la netteté de la bande blanche, etc...

La deuxième méthode utilise la transformée de Hough pour améliorer la détection de la bande blanche. De plus, une technique de lissage permet de réduire les fausses détections aléatoires. Les résultats obtenus servent à générer les commandes des moteurs et à guider le véhicule par rapport bande blanche.

Pour accroître les performances du convoyeur, la combinaison d'un système odométrique et d'un marquage spécifique présent le long du trajet ont été utilisés. Cette combinaison permet de renseigner le robot mobile sur sa position réelle et sur son environnement. La forme des marques a fait l'objet d'une étude afin d'éviter des erreurs d'interprétation par le système de vision. Ainsi, suivant la marque détectée, le convoyeur en déduit sa position dans l'environnement. De plus, certaines marques indiquent des situations particulières, comme l'approche d'un croisement. Suivant sa mission, le convoyeur devra alors tourner à gauche ou à droite ou continuer tout droit.

Le but de ces travaux est d'accroître l'autonomie du convoyeur en mettant en oeuvre des méthodes simples qui ont permis une réalisation en temps réel.

#### **I.4.2.5 ) Le projet VISOCAR de l'Université Johannes Gutenberg de Mainz**

Le projet VISOCAR est relatif à un robot mobile, également de type convoyeur, qui se déplace aussi dans un environnement industriel [FRO\_89]. Son trajet est matérialisé par des bandes blanches et est composé de lignes droites, de courbes, de carrefours, de points de repère,

etc... Le système de vision embarqué est équipé d'une caméra matricielle monochrome, auto-iris, munie d'une lentille en forme de prisme qui permet d'obtenir deux champs de vision distincts : l'un visualise la scène vue de face et l'autre visualise un des cotés ( cf. figure I.10 ).

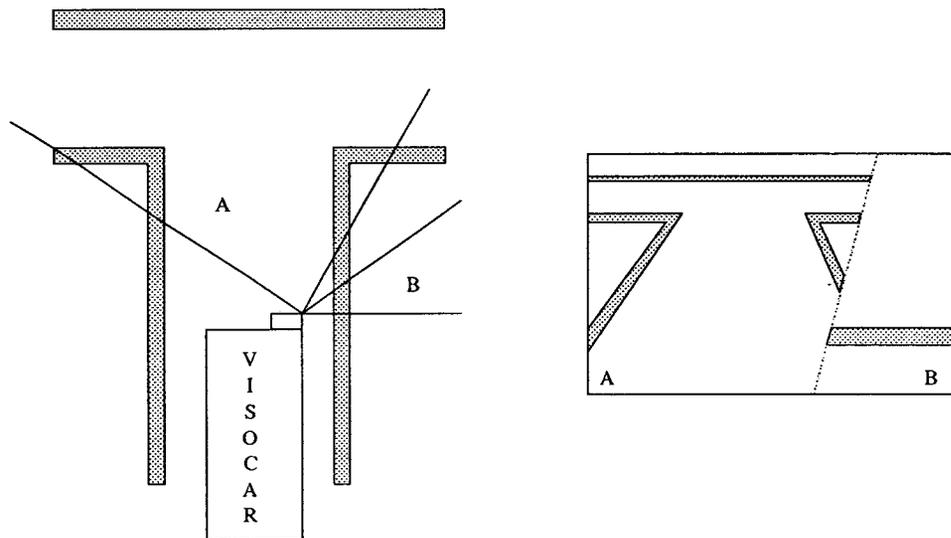


Figure I.10 : Champs de vision de la caméra

Les travaux portent sur un système de vision modulaire organisé autour d'un superviseur de vision avec une architecture hiérarchique de navigation.

En fait, le système de vision est composé de quatre modules indépendants : la navigation locale, la détection des bandes blanches, le suivi des bandes blanches et la reconnaissance des repères.

- Le module de navigation locale est chargé, en fonction de la structure du réseau matérialisé par des bandes blanches ( cf. figure I.10 ), de déterminer et d'actualiser la position et l'orientation du robot mobile dans son environnement.
- Le module de détection des bandes blanches détermine les caractéristiques des bandes blanches présentes dans l'image, notamment leur position, leur largeur, leur qualité, leur brillance et leur contraste, afin d'évaluer la vraisemblance des détections. Ensuite, lorsqu'une bande est trouvée, une description de celle-ci est transmise au module de suivi des bandes blanches.
- Le module de suivi des bandes blanches permet la réactualisation du modèle dynamique de la scène pour prédire dans l'image les zones qu'il faudra analyser dans l'image suivante afin de minimiser les temps de calcul.
- Le module de reconnaissance des repères est chargé de reconnaître, le long des bandes blanches, les repères matérialisés sous la forme de codes barres qui permettent de situer précisément la position du robot sur le réseau.

Le superviseur est chargé de coordonner les résultats et de gérer le fonctionnement des différents modules. Pour cela, il dispose de deux niveaux de contrôle, l'un est appelé : *intra-fonctionnel* et l'autre *inter-fonctionnel*.

- Le niveau de contrôle *intra-fonctionnel* permet de sélectionner les zones intéressantes de l'image qui vont servir à déterminer un modèle de conduite prédictif.
- Le niveau de contrôle *inter-fonctionnel* permet de sélectionner les modules qui doivent être activés pour réaliser certaines fonctions ou être désactivés dans l'attente de nouvelles instructions.

L'architecture hiérarchique de navigation est constituée de trois niveaux : la planification de la route, la planification du trajet et le contrôle du convoyeur.

- Le niveau de planification de la route est chargé de trouver une solution optimale pour effectuer un déplacement entre la position actuelle du convoyeur et la destination spécifiée. Cette solution est fonction du réseau décrit sous la forme d'un graphe caractérisé par des branches qui représentent les trajets entre deux intersections, des noeuds qui représentent les intersections et par des fonctions de coût associées aux liaisons entre les noeuds. La planification est réactualisée à chaque intersection.
- Le niveau de planification du trajet permet de déterminer les différentes commandes à effectuer pour réaliser le guidage et le déplacement du convoyeur en fonction des différentes informations fournies par le système.
- Le niveau du contrôle du convoyeur exécute les commandes déterminées précédemment.

L'implantation de ce système permet un fonctionnement en temps réel. Le convoyeur atteint des vitesses de l'ordre de 1 m/s.

#### **I.4.2.6 ) Les travaux de l'Université de KEIO**

Ishikawa a présenté dans [ISH\_88], [ISH\_86] une méthode de guidage pour un robot mobile qui se déplace en détectant des bandes blanches peintes sur le sol. Le système utilise une caméra monochrome (256 × 256 pixels) équipée d'un auto-iris. Ce robot mobile est destiné principalement à évoluer sur des sites industriels. Les travaux abordent les problèmes liés à la détection des bandes, à la reconnaissance du trajet et à la détection d'obstacles présents sur le trajet. La structure du système est donnée sur la figure I.11 :

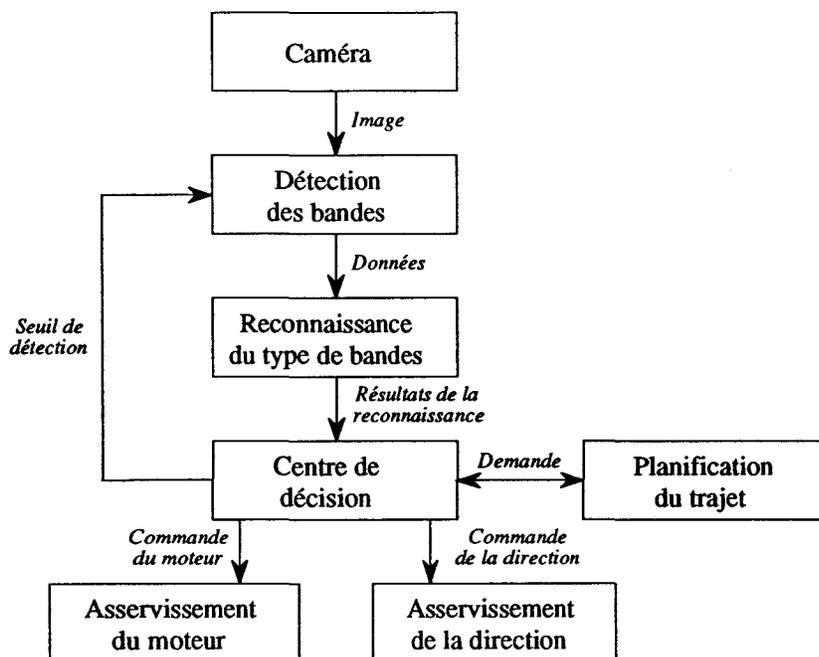


Figure I.11 : Structure du système

La caméra est disposée de telle façon que la distance de vision est comprise entre 0,5 et 2,5 mètres, ce qui permet de ne prendre en compte que la bande dans un voisinage immédiat du robot. De plus, le marquage du trajet sur le sol est constitué de lignes droites, de courbes, de croisements, de jonctions et de branches.

La procédure de détection analyse les différentes lignes horizontales de l'image pour détecter la présence de fronts positifs ou négatifs entre le sol et les bandes blanches. Cette analyse est réalisée grâce à un opérateur différentiel qui opère entre le pixel courant et un pixel voisin. La différence est comparée ensuite à un seuil qui est déterminé lors de la phase d'initialisation, grâce à l'analyse d'un histogramme des niveaux de gris de l'image et recalculé chaque fois que le robot s'arrête. Compte tenu de la nature de l'image, cet histogramme comporte deux modes bien distincts. Un graphe de transitions est ensuite utilisé pour coder chaque ligne horizontale de l'image suivant une description structurale qui utilise 12 éléments du type "bande à droite", "présence d'une bande", "jonction à trois branches", "erreur", etc...

La procédure de reconnaissance du type de bandes examine les descriptions structurales de chaque bande ainsi obtenues. Un graphe de transitions est également utilisé pour cette identification. Au total, 110 cas sont possibles. Une décision est finalement envoyée aux différents actionneurs en fonction des résultats fournis par les procédures de reconnaissance et de planification du trajet.

La détection des obstacles est obtenue par analyse des erreurs lors de la détection et de la reconnaissance des bandes. En effet, la présence d'un objet dans le champ de vision introduit des erreurs dans la description structurale des bandes horizontales. La procédure de reconnaissance

aboutit alors à un échec qui se traduit par un arrêt immédiat du robot afin d'éviter une collision. Celui-ci ne repart que lorsque l'obstacle en question est dégagé.

La méthode de guidage a été implantée sur d'un microprocesseur Intel 8086 à 5 Mhz qui permet un temps d'analyse par image de 300 ms pour des vitesses de déplacement du robot de l'ordre de 20 cm/s.

Cependant, la procédure de détection mise en oeuvre nécessite un environnement "propre". En effet, la présence sur le sol de zones d'ombres ou d'ensoleillement, de taches ou de salissures et de dessins provoque l'arrêt immédiat du robot mobile alors qu'il n'y a pas d'obstacle sur son trajet. Par contre, un obstacle de couleur semblable à celle du revêtement ne sera pas détecté, conduisant ainsi à une collision. Néanmoins, l'auteur précise que des améliorations sont en cours pour résoudre ces problèmes.

### **I.4.3 ) Autres projets récents utilisant la vision en général**

#### **I.4.3.1 ) *Le robot mobile de Nancy***

Un robot mobile, destiné à la surveillance d'un parc urbain [ELA\_92], [ELA\_91], [ELA\_90] est en cours de développement à l'Université de Nancy. Les travaux portent sur l'étude et l'organisation d'un système de navigation en milieu naturel. Le système de vision de ce robot est équipé d'une caméra monochrome. Pour extraire les éléments pertinents dans la scène, c'est-à-dire les bords des allées que doit suivre le robot, une technique de fenêtrage par prédiction est utilisée pour déterminer les zones à analyser. La transformation de Hough est utilisée pour mettre en évidence les éléments linéaires de la scène observée. Le guidage qui permet la navigation du robot mobile est réalisé par l'intermédiaire d'une base de connaissances qui permet de sélectionner les bords du chemin les plus représentatifs. Il est ainsi possible d'établir le modèle de la scène et de déterminer les paramètres de position et d'orientation du robot ainsi que les caractéristiques du chemin.

#### **I.4.3.2 ) *Le robot mobile "VAMORS"***

VAMORS est un véhicule commercial Mercedes de type Van, qui a fait l'objet de différents travaux successifs dans le domaine du guidage sur route et autoroute [DIC\_90], [DIC\_89], [DIC\_88a], [DIC\_88b]. Actuellement, le système de vision est équipé de deux caméras monochromes avec des objectifs de distances focales différentes, montées sur une plate-forme amovible. L'une fournit une vue globale pour détecter, par exemple, les bords de la route et l'autre permet une focalisation sur des zones plus spécifiques, par exemple, sur des objets ou des obstacles situés au loin dans la scène. Ainsi, en fonction des différents paramètres géométriques et dynamiques associés à la route et au véhicule, le système indique dans l'image les zones à analyser. Ensuite, en fonction des détections obtenues, un filtre de Kalman est utilisé pour anticiper l'évolution des différents paramètres et réactualiser ainsi les modèles.

### **I.4.3.3 ) Le programme ALV dont : le robot mobile "ALVIN" et le projet MARF**

Le programme ALV<sup>9</sup> a été entrepris par la DARPA<sup>10</sup> en collaboration avec plusieurs Universités : Maryland, Carnegie-Mellon et Martin Marietta, dans le but de faire progresser la recherche en robotique mobile, notamment, dans les domaines de la modélisation, de la compréhension d'une scène, de l'intelligence artificielle, des architectures avancées, de la navigation, de la stéréovision. De nombreux projets ont ainsi vu le jour, notamment : le robot mobile "ALVIN", et le projet MARF<sup>11</sup>.

Le robot mobile ALVIN est équipé, entre autres, d'une caméra couleur et d'un télémètre laser à balayage, qui permettent de détecter et de décrire sous une forme symbolique les bords de la route et les objets présents sur celle-ci pour les éviter [DEM\_90], [MOR\_90], [MOI\_88], [TUR\_88], [TUR\_87]. Une méthode utilisant la transformée de Hough a été implantée pour déterminer localement les bords de la route [SHA\_88].

Le projet MARF [DIC\_88], [WAX\_87] traite des problèmes liés à la navigation d'un robot mobile sur une route ou un chemin qui comportent des intersections [DAV\_89]. Il concerne notamment la détection des bordures et des marques sur une route à partir d'une image couleur, le développement d'algorithmes robustes de calcul de perspective inverse pour reconstruire la route [DEM\_87], la détection et l'identification des objets sur une route pour éviter les obstacles.

### **I.4.3.4 ) Le projet FMC dont le robot mobile "M113"**

Parallèlement au projet ALV, la FMC Corporation a effectué des recherches en robotique mobile, en réalisant notamment le robot mobile M113 destiné à des fins militaires pour le transport de troupes [SHA\_89], [KUA\_88], [KUA\_87a], [KUA\_87b]. Ce véhicule est équipé, entre autres, de plusieurs caméras couleurs, d'un sonar, d'un détecteur infrarouge et ultrasonique et d'un télémètre laser. Les traitements liés à la planification de la mission, à la perception pour détecter et modéliser le chemin, à l'évitement des obstacles, au suivi du chemin, etc... sont réalisés hors du véhicule en liaison avec un centre de calcul.

### **I.4.3.5 ) Le robot mobile "RONDIER"**

Le but de ce robot mobile est de remplacer l'homme dans la surveillance d'une raffinerie [KOE\_89]. Sa mission est de se déplacer sur un circuit constitué de routes terminées par des stations de mesure afin d'inspecter des machines tournantes. Le système de vision est équipé d'une caméra monochrome. L'image est analysée en utilisant la transformée de Hough pour mettre en évidence les bords de la route et afin de la modéliser. Une procédure de planification

---

(9) ALV : Autonomous Land Vehicle

(10) DARPA: Defence Advanced Research Projects Agency

(11) MARF : MARYland Road Follower

et de contrôle permet ensuite de déterminer une stratégie pour mener à bien une mission, tout en prenant en compte des événements imprévus.

#### **I.4.3.6 ) *Le robot mobile "HILARE"***

Le projet HILARE<sup>12</sup>, né en 1977 à l'Université de Toulouse, est un robot mobile autonome destiné à être un support expérimental pour la recherche en robotique. De nombreux travaux ont été publiés, notamment dans les domaines de l'intelligence artificielle, de la reconnaissance des formes, de la perception multicapteurs [SAI\_86], de la capacité à manipuler des objets, des systèmes informatiques répartis [NOR\_89], du pilotage et de la localisation dans un environnement [KHO\_88]. Actuellement, le système de vision est équipé de deux caméras pour réaliser de la vision dynamique.

#### **I.4.3.7 ) *Les travaux de l'Université de Knoxville***

Les auteurs présentent un algorithme qui détecte les bords d'une route dans une séquence d'images pour guider un robot mobile [BRZ\_89], [HON\_87]. Le principe retenu consiste à modéliser les bords la route par des fonctions splines. L'analyse des images précédentes permet d'obtenir des courbes de références qui modélisent les bords de la route. Un filtre linéaire récursif utilise ensuite ces modèles pour rechercher, dans l'image courante, les points qui caractérisent les bords et ainsi réactualiser les modèles qui vont servir dans le traitement de l'image suivante. L'analyse d'une séquence d'images par l'algorithme ne demande pas, a priori, une connaissance particulière de leur contenu.

#### **I.4.3.8 ) *Les travaux de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace***

Dupuy présente, dans [DUP\_87], des travaux pour le guidage d'un robot mobile de type convoyeur destiné à évoluer dans un environnement industriel où sont disposées des balises passives de type catadioptrés polarisés. Le convoyeur est équipé d'un projecteur et de deux caméras monochromes dotées de filtres polarisés croisés. La soustraction de ces deux images polarisées permet d'obtenir une image où seules subsistent les balises. Ainsi, à partir des informations obtenues par le système de vision, le convoyeur est capable de se localiser et de se guider dans son environnement.

### **I.5 ) CONCLUSION**

Les différents projets de recherche en robotique mobile présentés dans ce chapitre, montrent que les solutions apportées diffèrent selon les applications, les objectifs recherchés et les équipements embarqués disponibles. Il est possible néanmoins de mettre en évidence les

---

(12) HILARE : *Heuristiques Intégrées au Logiciel et aux Automatismes dans un Robot Evolutif*

différentes fonctions qui interviennent, d'une manière générale, dans la conception d'un robot mobile. Le schéma de la figure I.12 présente ces fonctions :

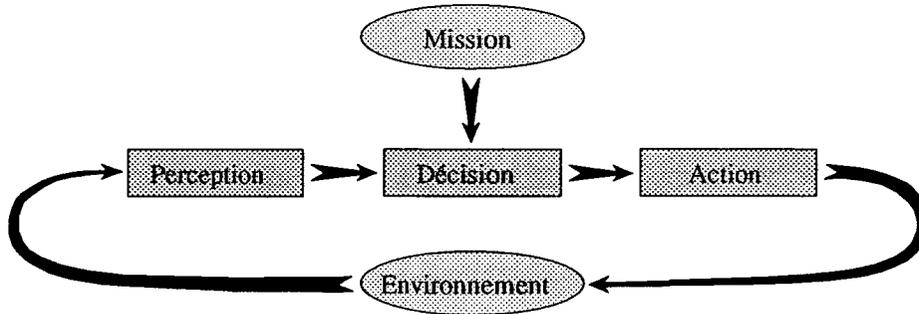


Figure I.12 : Schéma fonctionnel d'un robot mobile

La fonction *Perception* regroupe les matériels et les logiciels nécessaires à la construction d'un ou des modèles de l'environnement qui vont être utilisés par la fonction *Décision*. On retrouve dans cette fonction :

- les capteurs infrarouges, ultrasoniques, de visions ( linéaires, matriciels, monochromes, couleurs, stéréovisions ),
- la télémétrie à laser, sonar, radar, lidar,
- les capteurs odométriques, inertiels, de proximités, angulaires,
- les méthodes d'analyses d'images et de détections par filtrage, par seuillage, par segmentation, par analyse de la texture, par extraction de primitives, par opérations morphologiques, etc...,
- la fusion multicapteurs,
- la modélisation de la scène observée en 2 D, 3 D, 4 D,
- les méthodes de cartographies et de localisation locale, relative et absolue.

La fonction *Décision* permet de planifier les différentes actions nécessaires pour piloter correctement le robot mobile en fonction de sa mission et de la perception de son environnement. On retrouve dans cette fonction :

- la planification stratégique, globale et locale, qui sont liées à la mission et au trajet à effectuer,
- la planification des tâches et de leur ordonnancement dans le temps,
- la navigation, le pilotage et le contrôle pour générer par exemple, le trajet, l'évitement d'obstacles, etc...

La fonction *Action* réalise la commande des différents actionneurs du robot mobile, notamment :

- 
- la commande de l'accélération ou du freinage,
  - la commande du mécanisme de direction,
  - la commande du système d'embrayage.

Ainsi, l'objectif du programme de travail défini au § I.3.2, c'est-à-dire la recherche d'une nouvelle solution pour détecter la signalisation horizontale et pour guider le robot mobile VAST sur la chaussée en l'équipant d'une caméra matricielle monochrome, nous amène à étudier et à déterminer, dans les chapitres suivants, une solution pour chacune des fonctions vues précédemment, à savoir :

- pour la fonction *Perception* : quelle méthode utiliser pour détecter la signalisation horizontale sur la chaussée ?
- pour la fonction *Décision* : quelle stratégie adopter pour guider correctement le robot mobile sur la chaussée ?
- pour la fonction *Action* : comment commander la direction et le déplacement du robot mobile sur la chaussée ?

# *Chapitre II*

## *Modélisation du système de vision*

Dans ce chapitre nous allons modéliser les différents maillons qui forment la chaîne de vision, depuis la prise de vue jusqu'à la numérisation de l'image. Auparavant, nous allons étudier, d'une manière générale, les principes de la vision en trois dimensions pour introduire progressivement les différents éléments constituant le système de vision, notamment les équations de passage entre deux référentiels, la notion de perspective et la prise en compte des modifications apportées par le système qui numérise l'image. Ainsi, nous serons capables de simuler les prises de vue effectuées par une caméra.

## II.1 ) INTRODUCTION

Il existe dans la littérature deux principales méthodes pour modéliser un système de prise de vue [VUL\_83], [DUD\_87], [BRU\_90], [MOR\_90], [CHA\_91].

La première, appelée procédure classique de calibrage [DUD\_87], [AYA\_89], [CHA\_91], est principalement utilisée dans les applications nécessitant une grande précision dans la prise de vue. C'est la procédure classique utilisée en métrologie, où souvent des précisions subpixels sont nécessaires. Son principe est d'analyser, par une méthode des moindres carrés, l'image d'une mire tridimensionnelle, afin d'estimer les différents paramètres qui caractérisent la chaîne de vision.

La deuxième, appelée modélisation géométrique [VUL\_83], [DUD\_87], est bien adaptée pour simuler les systèmes de vision qui ne nécessitent pas une grande précision au niveau de la prise de vue. Le modèle géométrique est défini à partir des informations techniques données par les constructeurs.

Nous avons retenu la deuxième méthode pour modéliser le système de prise de vue embarqué sur le robot mobile VAST. En effet, la modélisation géométrique correspond d'avantage à ce que nous recherchons, à savoir la simulation, que les procédures de calibrage, souvent très lourdes à mettre en oeuvre, et dont la précision ne nous est pas utile.

## II.2 ) RELATION DE PASSAGE ENTRE DEUX REFERENTIELS

### II.2.1 ) Définitions des repères

Pour représenter un objet dans l'espace, il faut d'abord définir un *repère réel*  $\mathbf{R}_r = (\mathbf{O}_r, (\bar{\mathbf{X}}_r, \bar{\mathbf{Y}}_r, \bar{\mathbf{Z}}_r))$  par rapport auquel on le situera. C'est dans ce référentiel lié à l'espace réel, que l'on définit l'environnement du robot mobile. Ainsi, comme le montre la figure II.1, le point  $\mathbf{M}$  qui appartient à un objet quelconque a pour coordonnées dans le repère réel :  $\mathbf{M}_r = (x_r, y_r, z_r)^T$ .

Il faut ensuite placer un "observateur" défini par sa position et son orientation par rapport à ce référentiel  $\mathbf{R}_r$  (cf. figure II.2). On définit un *repère de projection*  $\mathbf{R}_p = (\mathbf{O}_p, (\bar{\mathbf{X}}_p, \bar{\mathbf{Y}}_p, \bar{\mathbf{Z}}_p))$  lié à cet observateur. Il faut préciser que ces repères sont choisis orthonormés afin de simplifier les calculs.

On a souvent besoin de déterminer les coordonnées  $\mathbf{M}_p = (x_p, y_p, z_p)^T$  du point  $\mathbf{M}$  dans ce repère de projection à partir de ses coordonnées  $\mathbf{M}_r$  dans le repère réel (cf. figure II.1).

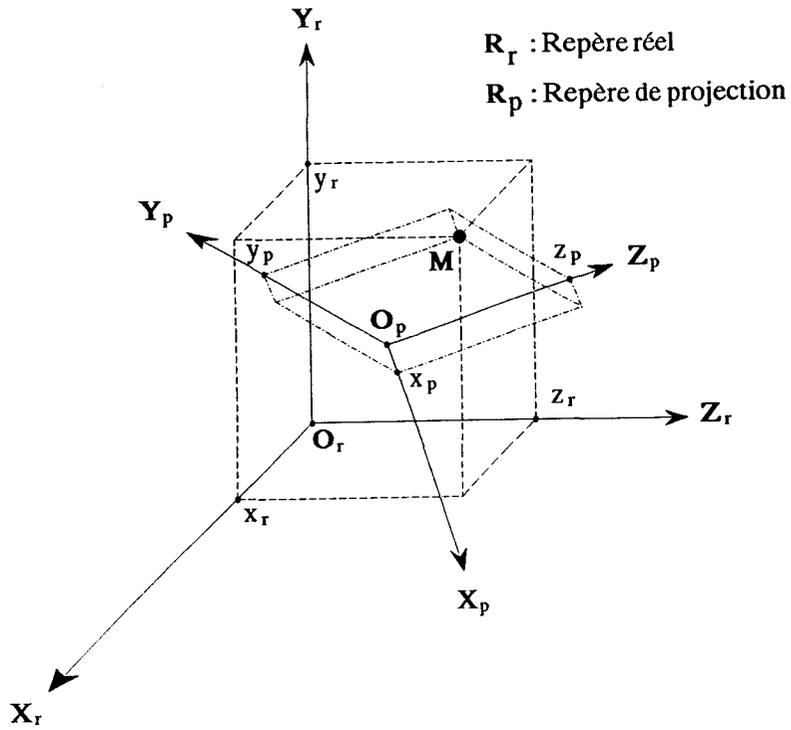


Figure II.1 : Représentation d'un point  $M$  dans les deux repères

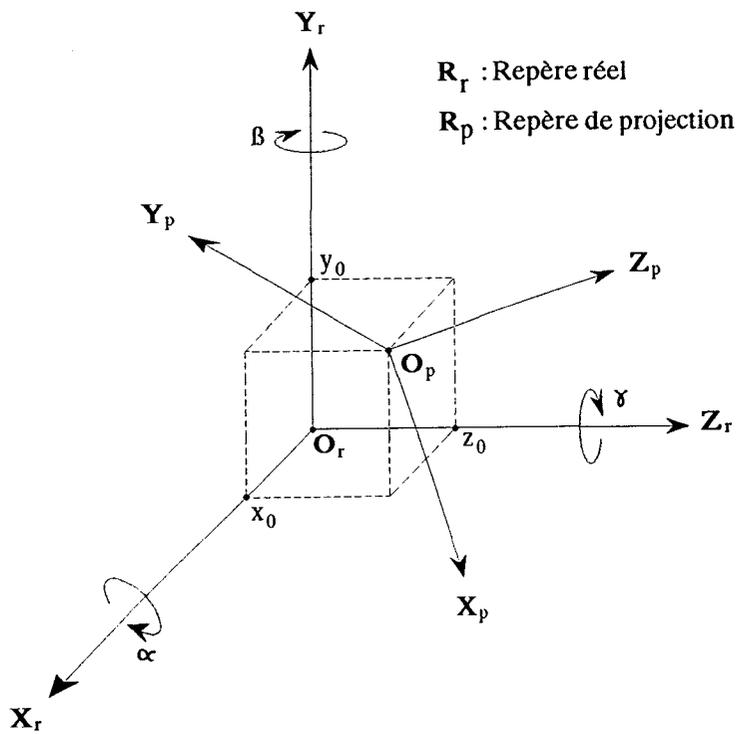


Figure II.2 : Position et orientation du repère de projection par rapport au repère réel

### II.2.2 ) Equation de passage $R_r \longrightarrow R_p$

Nous allons préciser les équations qui permettent de situer un point  $M$  dans le repère de projection à partir de sa localisation dans le repère réel :  $M_r = (x_r, y_r, z_r)^T$

Le principe est d'utiliser des repères intermédiaires qui permettent d'exprimer chaque coordonnée réelle du point  $M$  dans le repère de projection. En fait, on effectue d'abord une translation du repère réel, puis une rotation autour de chaque axe. Ensuite, il suffit de regarder où se trouve l'objet dans le repère de projection.

L'équation qui réalise le passage  $R_r \longrightarrow R_p$  est une transformation faisant appel au calcul matriciel qui a pour expression :

$$\boxed{M_p = R_{r/p} \cdot (M_r - T_{p/r})} \tag{II.1}$$

Avec :

$$M_p = (x_p, y_p, z_p)^T$$

$M_p$  : coordonnées du point  $M$  dans le repère de projection.

$$M_r = (x_r, y_r, z_r)^T$$

$M_r$  : coordonnées du point  $M$  dans le repère réel.

$$T_{p/r} = (x_0, y_0, z_0)^T$$

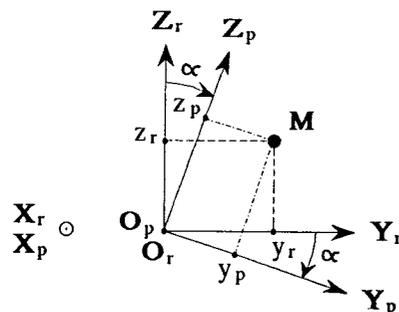
$T_{p/r}$  : translation du repère de projection par rapport au repère réel.

$$R_{r/p} = Rot_{/z} \cdot Rot_{/y} \cdot Rot_{/x}$$

$R_{r/p}$  : matrice d'orientation du repère réel par rapport au repère de projection.

La matrice  $R_{r/p}$  est la composition d'un produit de trois sous-matrices, chacune d'elles correspondant à une rotation autour d'un des axes  $\vec{X}_r$ ,  $\vec{Y}_r$  et  $\vec{Z}_r$  du repère réel.

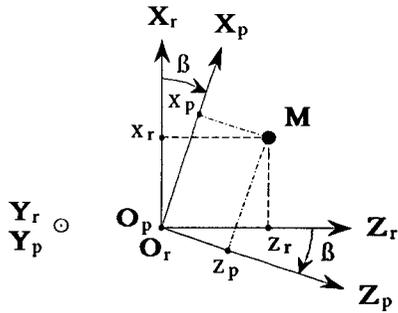
#### II.2.2.1 ) Rotation autour de l'axe $\vec{X}_r$



$$M_r = Rot_{/x} \cdot M_p$$

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & \sin(\alpha) \\ 0 & -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} \tag{II.2}$$

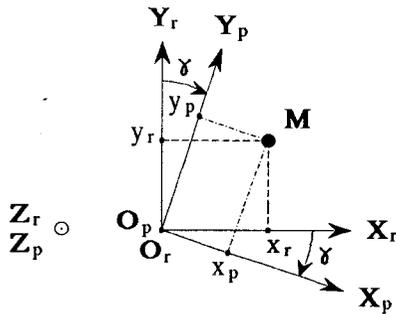
**II.2.2.2) Rotation autour de l'axe  $\vec{Y}_r$**



$$M_r = \text{Rot}_{/y} \cdot M_p$$

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & -\sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} \quad (II.3)$$

**II.2.2.3) Rotation autour de l'axe  $\vec{Z}_r$**



$$M_r = \text{Rot}_{/z} \cdot M_p$$

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & \sin(\gamma) & 0 \\ -\sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} \quad (II.4)$$

**II.3.3) Equation de passage  $R_p \longrightarrow R_r$**

Il est possible d'établir une équation de passage inverse afin de situer dans le repère réel un point défini dans le repère de projection. En reprenant l'équation (II.1), on obtient :

$$\boxed{M_r = (R_{p/r} \cdot M_p) + T_{p/r}} \quad (II.5)$$

Avec :

$$R_{p/r} = [R_{r/p}]^{-1} = [Rot_{/z}]^{-1} \cdot [Rot_{/y}]^{-1} \cdot [Rot_{/x}]^{-1}$$

$R_{p/r}$  : matrice d'orientation du repère de projection par rapport au repère réel.

et :

$$[Rot_{/x}]^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ 0 & \sin(\alpha) & +\cos(\alpha) \end{bmatrix} \quad (II.6)$$

$$[Rot_{/y}]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{bmatrix} \quad (II.7)$$

$$[\mathbf{Rot}_{/z}]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & -\sin(\gamma) & 0 \\ \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (II.8)$$

#### II.2.4 ) Remarque sur les équations de passage

L'utilisation des équations (II.1) et (II.5) nécessite de faire respecter l'ordre dans lequel on effectue les calculs matriciels. Prenons le cas de la transformation  $\mathbf{R}_r \longrightarrow \mathbf{R}_p$ . On fait d'abord une translation, puis une rotation autour de l'axe  $\bar{X}_r$ , suivie par celle autour de l'axe  $\bar{Y}_r$ , pour terminer par celle autour de l'axe  $\bar{Z}_r$ . Cet ordre n'a été donné qu'à titre d'exemple, mais le résultat final dépend de cet ordre car chaque transformation fait référence à celle qui la précède, le produit de matrice n'étant pas commutatif. De plus, ces calculs imposent de multiplier les matrices correspondant aux transformations élémentaires dans l'ordre inverse de leur application. Ainsi, cet ordre est important et n'est pas indifférent.

### II.3 ) LA TRANSFORMATION PERSPECTIVE

#### II.3.1 ) Introduction

La représentation de notre environnement par l'intermédiaire d'une image, c'est-à-dire par la projection d'une scène sur un plan, peut être modélisée par différentes méthodes. La plus simple consiste à ignorer les coordonnées de profondeur de chacun des points de l'environnement. Cela correspond à une projection orthographique. Une autre méthode, plus réaliste et plus proche de la vision humaine, réside dans l'utilisation de la projection perspective.

#### II.3.2 ) Modélisation de la caméra

Cette projection perspective permet de bien traduire le phénomène de perception visuelle. La figure II.3 montre les différents éléments constituant une caméra CCD. Le centre optique de l'objectif est appelé *centre de projection*. Le plan qui contient le capteur est appelé *plan de projection*. La distance qui sépare le centre de projection du plan de projection correspond à la *distance focale* de l'objectif, notée  $f$ . Cette modélisation est assimilée à un sténopé.

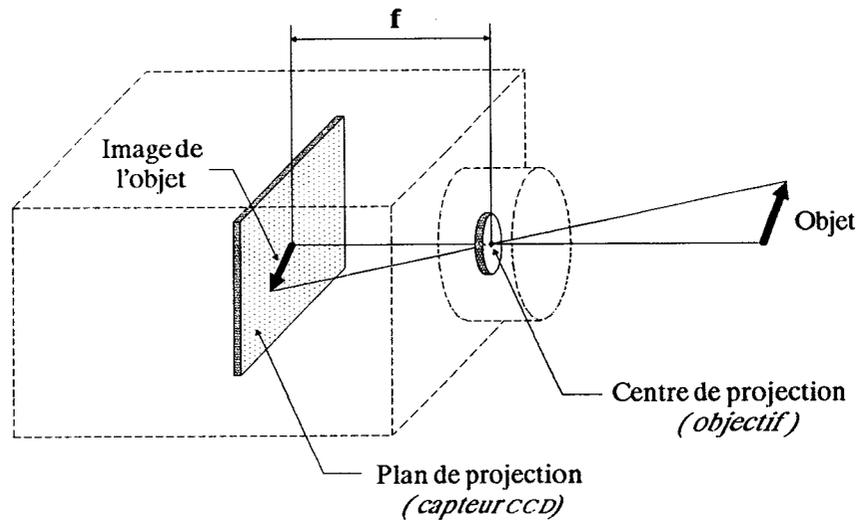


Figure II.3 : Modélisation de la caméra

Le modèle de la figure II.3 présente l'inconvénient de fournir, sur le plan de projection, une image inversée de droite à gauche et de bas en haut. Pour éviter cette inversion spatiale, il suffit d'imaginer un plan de projection situé devant le centre de projection comme le montre la figure II.4 ci-après.

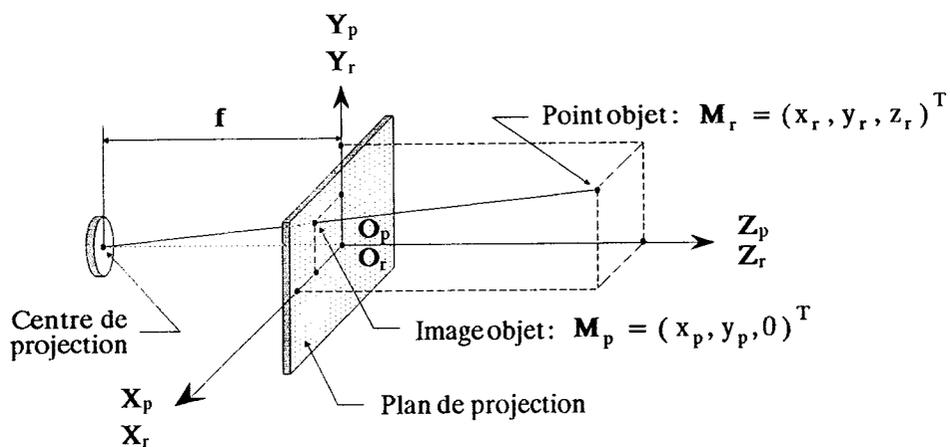


Figure II.4 : Modélisation de la caméra sans inversion de l'image

L'image d'un point est ainsi représentée par l'intersection du *plan de projection* et de la *ligne de projection* qui joint ce point au centre de projection. Ici, le plan du capteur CCD est matérialisé par le repère de projection  $R_p = (O_p, (\bar{X}_p, \bar{Y}_p, \bar{Z}_p))$ , celui-ci à la même origine que le repère réel  $R_r = (O_r, (\bar{X}_r, \bar{Y}_r, \bar{Z}_r))$  lié à la scène. Les relations qui lient la scène au capteur de la caméra sont :

$$\left(\frac{x_p}{f}\right) = \left(\frac{x_r}{f+z_r}\right) \longrightarrow x_p = \left(\frac{x_r \cdot f}{f+z_r}\right) \quad (II.9)$$

$$\left(\frac{y_p}{f}\right) = \left(\frac{y_r}{f+z_r}\right) \longrightarrow y_p = \left(\frac{y_r \cdot f}{f+z_r}\right) \quad (II.10)$$

$$z_p = 0 \longrightarrow z_p = 0 \quad (II.11)$$

### II.3.3) Les coordonnées homogènes

Le passage d'un point objet  $\mathbf{M}_r$  à un point image  $\mathbf{M}_p$  se fait grâce aux équations (II.9), (II.10) et (II.11). Il apparaît que cette transformation, qui n'est pas linéaire, ne permet pas d'utiliser le calcul matriciel. Néanmoins, en utilisant la notion de coordonnées homogènes, il est possible de linéariser les équations. Pour ce faire, on définit les coordonnées homogènes  $\tilde{\mathbf{M}}_r$  du point  $\mathbf{M}_r = (x_r, y_r, z_r)^T$  par  $\tilde{\mathbf{M}}_r = (\lambda \cdot x_r, \lambda \cdot y_r, \lambda \cdot z_r, \lambda)^T$ , où  $\lambda$  est une constante arbitraire, non nulle. Ainsi, pour obtenir les coordonnées de  $\mathbf{M}_r$ , il suffit de prendre les trois premières coordonnées homogènes de  $\tilde{\mathbf{M}}_r$  et de les diviser par la quatrième. Ce principe est utilisé pour retrouver les équations (II.9) à (II.11).

La transformation perspective du repère réel vers le repère de projection en coordonnées homogènes est réalisée grâce à la matrice  $\tilde{\mathbf{P}}_p$ , telle que :

$$\tilde{\mathbf{M}}_p = \tilde{\mathbf{P}}_p \cdot \tilde{\mathbf{M}}_r = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & f \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \cdot x_r \\ f \cdot y_r \\ 0 \\ z_r + f \end{bmatrix} \quad (II.12)$$

Notons que, si on divise les trois premières coordonnées homogènes de  $\tilde{\mathbf{M}}_p$  par la quatrième, on retrouve les équations (II.9) à (II.11) précédemment établies :

$$x_p = \left(\frac{(x_r \cdot f)}{(f+z_r)}\right)$$

$$y_p = \left(\frac{(y_r \cdot f)}{(f+z_r)}\right)$$

$$z_p = 0$$

L'utilisation des coordonnées homogènes permet d'obtenir une forme matricielle, mais en contrepartie, il y a augmentation de la dimension de l'espace.

Dans cette analyse, on a considéré que le repère de projection et le repère réel avaient même origine et même orientation. On peut généraliser ce résultat en supposant que le plan de

projection se situe n'importe où dans le repère réel. En fait, on retrouve l'étude faite au § II.2 qui a permis d'établir l'équation (II.1) :

$$\mathbf{M}_p = \mathbf{R}_{r/p} \cdot (\mathbf{M}_r - \mathbf{T}_{p/r})$$

Grâce aux coordonnées homogènes, l'équation ci-dessus peut se mettre sous une forme composée uniquement de produits de matrices :

$$\tilde{\mathbf{M}}_p = \tilde{\mathbf{P}}_{\text{tp}} \cdot \tilde{\mathbf{R}}_{r/p} \cdot \tilde{\mathbf{T}}_{p/r} \cdot \tilde{\mathbf{M}}_r \quad (\text{II.13})$$

avec :

$$\tilde{\mathbf{M}}_p = (x_p, y_p, z_p, 1)^T$$

$\tilde{\mathbf{M}}_p$  : coordonnées homogènes du point  $\mathbf{M}$  dans le repère de projection (la constante arbitraire  $\lambda$  a été choisie égale à 1).

$$\tilde{\mathbf{M}}_r = (x_r, y_r, z_r, 1)^T$$

$\tilde{\mathbf{M}}_r$  : coordonnées homogènes du point  $\mathbf{M}$  dans le repère de projection (la constante arbitraire  $\lambda$  a été choisie égale à 1).

$$\tilde{\mathbf{T}}_{p/r} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -x_0 \\ 0 & 1 & 0 & -y_0 \\ 0 & 0 & 1 & -z_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$\tilde{\mathbf{T}}_{p/r}$  : matrice de translation du repère de projection par rapport au repère réel.

$\tilde{\mathbf{P}}_{\text{tp}}$  : matrice perspective du repère réel vers le repère de projection.

$$\tilde{\mathbf{R}}_{r/p} = \tilde{\mathbf{R}}_{\text{ot}/z} \cdot \tilde{\mathbf{R}}_{\text{ot}/y} \cdot \tilde{\mathbf{R}}_{\text{ot}/x}$$

$\tilde{\mathbf{R}}_{r/p}$  : matrice d'orientation du repère réel par rapport au repère de projection.

avec :

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{ot}/x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ 0 & -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{ot}/y} = \begin{bmatrix} \cos(\beta) & 0 & -\sin(\beta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{ot}/z} = \begin{bmatrix} \text{Cos}(\gamma) & \text{Sin}(\gamma) & 0 & 0 \\ -\text{Sin}(\gamma) & \text{Cos}(\gamma) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Cependant, l'équation (II.13) n'est pas encore complète. En effet, il faut y ajouter une matrice de conversion d'unités, car le repère réel utilise une unité métrique alors que celle utilisée dans le repère de projection est le pixel. Cette conversion est réalisée grâce à la matrice  $\tilde{\mathbf{C}}_p$  et l'équation (II.13) devient :

$$\tilde{\mathbf{M}}_p = \tilde{\mathbf{C}}_p \cdot \tilde{\mathbf{P}}_p \cdot \tilde{\mathbf{R}}_{r/p} \cdot \tilde{\mathbf{T}}_{p/r} \cdot \tilde{\mathbf{M}}_r \quad (\text{II.14})$$

où :

$$\tilde{\mathbf{C}}_p = \begin{bmatrix} \mu_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mu_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$\tilde{\mathbf{C}}_p$  : matrice de conversion d'unités, du repère réel vers le repère de projection.

avec :

$$\mu_x = \left( \frac{\text{Nb. de colonnes photosensibles du capteur}}{\text{Largeur du capteur en m}} \right)$$

$$\mu_y = \left( \frac{\text{Nb. de lignes photosensibles du capteur}}{\text{Longueur du capteur en m}} \right)$$

### II.3.4 ) Passage du plan de projection à la mémoire image

Il reste une dernière transformation à prendre en compte. En effet, le fonctionnement d'une caméra se fait par l'intermédiaire d'une carte électronique qui permet de sauvegarder l'image vue par la caméra dans une zone mémoire du micro-ordinateur, appelée *mémoire image*. L'image mémorisée est représentée par le repère image  $\mathbf{R}_i = (\mathbf{O}_i, (\bar{\mathbf{X}}_i, \bar{\mathbf{Y}}_i))$  et est accessible par l'utilisateur pour la traiter et l'exploiter. Ce passage du plan de projection à la mémoire image s'effectue avec une dernière transformation ( cf. figure II.5 ).

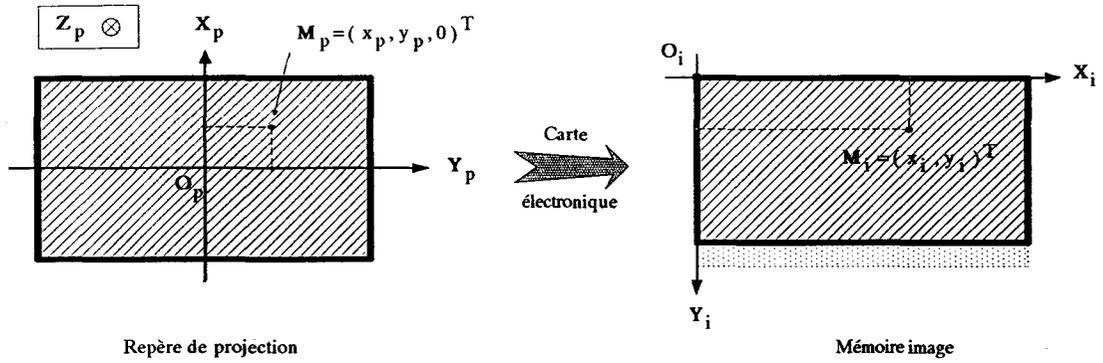


Figure II.5 : Passage du repère de projection à la mémoire image

Pour prendre en compte cette transformation, il est nécessaire d'introduire une dernière matrice  $\tilde{T}_{i/p}$  pour effectuer un changement de repère par translation et une matrice de conversion  $\tilde{C}_{pi}$  pour prendre en compte les changements d'unités, en particulier, le rééchantillonnage sur l'axe  $\bar{X}_i$  et l'inversion de sens de l'axe  $\bar{Y}_i$ . Ainsi, l'équation (II.14) devient :

$$\tilde{M}_i = \tilde{C}_{pi} \cdot \tilde{T}_{i/p} \cdot \tilde{C}_{rp} \cdot \tilde{P}_{rp} \cdot \tilde{R}_{r/p} \cdot \tilde{T}_{p/r} \cdot \tilde{M}_r \quad (II.15)$$

Avec :

$$\tilde{M}_i = (x_i, y_i, 1)^T$$

$\tilde{M}_i$  : coordonnées homogènes du point  $M$  dans le repère image ( la constante arbitraire  $\lambda$  a été choisie égale à 1 ).

$$\tilde{M}_r = (x_r, y_r, z_r, 1)^T$$

$\tilde{M}_r$  : coordonnées homogènes du point  $M$  dans le repère de projection ( la constante arbitraire  $\lambda$  a été choisie égale à 1 ).

$$\tilde{T}_{i/p} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -d_x \\ 0 & 1 & 0 & -d_y \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$\tilde{T}_{i/p}$  : matrice de translation du repère image par rapport au repère de projection.

$$\tilde{C}_{pi} = \begin{bmatrix} \xi_x & 0 & 0 \\ 0 & \xi_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$\tilde{C}_{pi}$  : matrice de conversion, du repère de projection vers le repère image.

Pour plus de détails sur les caractéristiques de la caméra utilisée dans le cadre de cette étude et les valeurs des différents paramètres précédemment cités, voir l'annexe A.

## II.4) CONCLUSION

A partir des différents éléments précédemment établis, le modèle géométrique peut se mettre sous la forme matricielle réduite suivante :

$$\tilde{\mathbf{M}}_i = \tilde{\mathbf{H}}_{ri} \cdot \tilde{\mathbf{M}}_r \quad (II.16)$$

Avec :

$$\tilde{\mathbf{H}}_{ri} = \tilde{\mathbf{C}}_{pi} \cdot \tilde{\mathbf{T}}_{i/p} \cdot \tilde{\mathbf{C}}_p \cdot \tilde{\mathbf{P}}_p \cdot \tilde{\mathbf{R}}ot_{/z} \cdot \tilde{\mathbf{R}}ot_{/y} \cdot \tilde{\mathbf{R}}ot_{/x} \cdot \tilde{\mathbf{T}}_{p/r} \quad (II.17)$$

$\tilde{\mathbf{H}}_{ri}$  : matrice homogène de passage du repère réel vers le repère image.

Le choix de l'ordre dans lequel sont effectuées les rotations est totalement libre. On effectue d'abord le *lacet* ( panoramique horizontal ), puis le *tangage* ( panoramique vertical ) et enfin le *roulis*. Ce choix correspond relativement bien à l'ordre dans lequel l'homme effectue les mouvements de la tête et des yeux pour observer une scène.

Pour obtenir les coordonnées de  $\mathbf{M}_i = (x_i, y_i)^T$ , il suffit de reprendre le principe vu au § II.3.3, c'est-à-dire de diviser les deux premières coordonnées homogènes de  $\tilde{\mathbf{M}}_i$  par la troisième.

Les paramètres qui interviennent dans la chaîne de vision sont de deux types :

- les paramètres "extrinsèques" qui lient le repère réel  $\mathbf{R}_r$  au repère de projection  $\mathbf{R}_p$  :  $(\alpha, \beta, \gamma, x_0, y_0, z_0)$ ,
- les paramètres "intrinsèques" qui caractérisent d'une part la caméra :  $(f, \mu_x, \mu_y)$ , et d'autre part la carte électronique de traitement :  $(d_x, d_y, \xi_x, \xi_y)$ .

Il est également possible de situer dans le repère réel un point connu du plan image. C'est la transformation inverse de l'équation (II.16) qui s'écrit :

$$\tilde{\mathbf{M}}_r = [\tilde{\mathbf{H}}_{ri}]^{-1} \cdot \tilde{\mathbf{M}}_i \quad (II.18)$$

Le problème réside dans la détermination de  $[\tilde{\mathbf{H}}_{ri}]^{-1}$  pour laquelle il faut résoudre un système de 9 équations à 12 inconnues, c'est-à-dire un système indéterminé. Néanmoins, on peut trouver une solution [DUD\_87], [CHA\_91] si on se place dans l'hypothèse où l'environnement dans lequel se déplace le robot mobile est un plan. Dans ce cas, il devient possible d'associer à tout point de l'image son homologue dans la scène. Mais, peut-on raisonner dans un environnement plan ?

Dans notre application, le fait que le robot mobile VAST se déplace à faible allure sur un réseau routier peu tourmenté, nous permet d'envisager une stratégie de vision à courte portée qui consiste à analyser l'environnement sur une distance de l'ordre d'une vingtaine de mètres. On

constate ainsi que la scène perçue dans le proche voisinage du robot est assimilable à un plan. Dans ces conditions, l'utilisation d'un modèle plan de l'environnement se trouve justifiée. De plus, la faible allure du robot mobile permet de rendre négligeables les perturbations dues au tangage provoquées par des accélérations ou des coups de freins, comme celles dues au roulis, provoquées par l'inertie du robot mobile dans les virages. Ces perturbations, qui modifient la position et l'orientation de la caméra par rapport au repère réel, ne sont donc pas prises en compte dans la modélisation du système de vision.

Ainsi, à partir des équations matricielles qui permettent de modéliser le système de vision, nous allons, dans le chapitre suivant, simuler les prises de vue effectuées par une caméra dans un environnement à trois dimensions. Cette simulation permettra de déterminer l'emplacement le plus adéquat de la caméra montée sur le robot mobile VAST.

## *Chapitre III*

### *Simulation du système de vision*

Ce chapitre se décompose en deux parties :

Dans une première partie, nous allons exploiter les résultats présentés dans le chapitre précédent pour réaliser un simulateur qui présente l'avantage de pouvoir créer des environnements très variés, qu'il aurait été impossible de matérialiser ou de trouver en site réel, tels que la juxtaposition de différents types de marquages sur une même route avec des rayons de courbures différents. Ces possibilités de simulations de situations très variées vont s'avérer très intéressantes pour orienter le choix des méthodes à mettre en oeuvre pour détecter la signalisation horizontale sur la chaussée.

Grâce à ce simulateur, nous allons, dans une deuxième partie de ce chapitre, déterminer la position, l'orientation et les caractéristiques les plus adéquates de la caméra montée sur le robot mobile VAST, de façon à satisfaire au mieux les contraintes liées à l'environnement, aux caractéristiques mécaniques du robot et au champ de vision de la caméra.

### III.1) LE SIMULATEUR

#### III.1.1) Présentation

Un logiciel de simulation du système de vision embarqué sur le robot mobile VAST a été réalisé. Il intègre, d'une part un environnement permettant de créer une bibliothèque d'objets (bâtiments, piétons, routes diverses, différents marquages au sol, divers types de virages, etc... ) afin de construire une scène quelconque en trois dimensions, d'autre part un système simulant l'image saisie par la caméra. L'utilisateur a la possibilité de modifier, de façon interactive, les différents paramètres qui permettent cette simulation, à savoir :

- position et orientation de la caméra,
- distance focale utilisée,
- modification de l'ordre des rotations élémentaires ( cf. chapitre II, § II.2.4 ),
- déplacement de la caméra dans l'espace ou dans un plan,
- surimpression de différentes grilles isométriques ou d'images réelles.

A titre d'exemples, les figures III.1 et III.2 montrent quelques résultats de simulations.

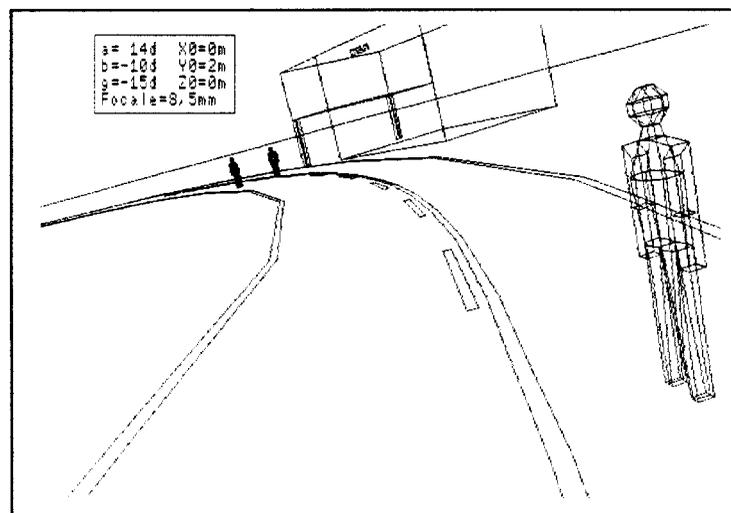


Figure III.1 : Simulation d'un virage ( rayon de courbure de 80 m )

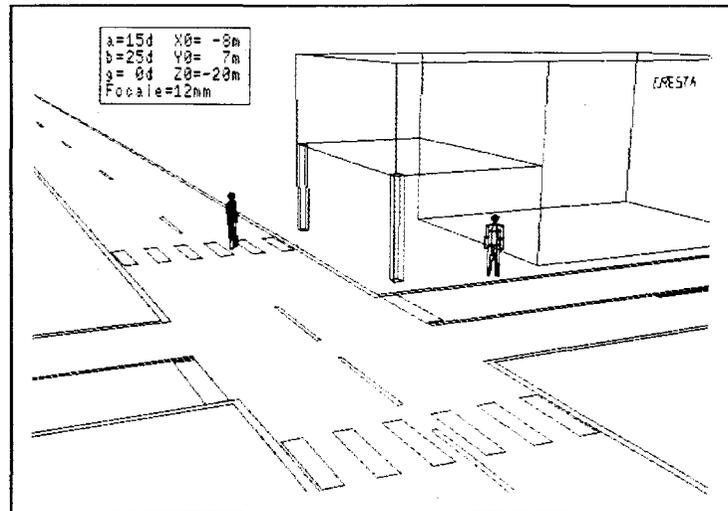


Figure III.2 : Simulation d'un carrefour

### III.1.2) Comparaison entre la réalité et la simulation

Il est important de vérifier si cette simulation correspond bien à la réalité. Pour tester la validité du simulateur, nous avons utilisé deux mires : une mire réelle ( cf. figure III.3 ) et une mire synthétisée, ayant les mêmes caractéristiques que la mire réelle.

- La mire réelle est obtenue en disposant des points de repères à différentes positions sur la chaussée ( cf. figure III.3 ).
- La mire synthétisée est construite et matérialisée par un plan, à partir de la position réelle des différents points de repère qui ont été utilisés pour obtenir la mire réelle, les figures III.4 et III.5 montrent la mire synthétisée utilisée.

Ensuite, pour évaluer et comparer la justesse du simulateur, il suffit de superposer, pour une position et une orientation identiques de la caméra, la mire synthétisée sur la prise de vue réelle ( cf. figures III.4 et III.5 ).

Les résultats des figures III.4 et III.5 montrent une bonne cohérence entre la scène réelle et la scène simulée. En effet, l'image de la mire réelle se confond presque avec la mire synthétisée. Sur la figure III.4, deux piétons apparaissent dans la scène réelle. Une modélisation du piéton a été réalisée à partir du gabarit de la personne de gauche. On constate que ce modèle théorique se confond parfaitement bien avec la personne de gauche. En fait, l'idéal aurait été d'utiliser une mire réelle tridimensionnelle et non pas une mire réelle disposée suivant un plan afin de tester plus précisément la validité du simulateur. De plus, pour construire la mire synthétisée, on a supposé que la mire réelle était un plan, or dans la réalité, ce "plan" a une topographie irrégulière car la chaussée est bombée et est bordée de trottoirs !

D'autres tests ont montré que, d'une manière générale, la simulation représente la réalité de manière tout à fait satisfaisante.

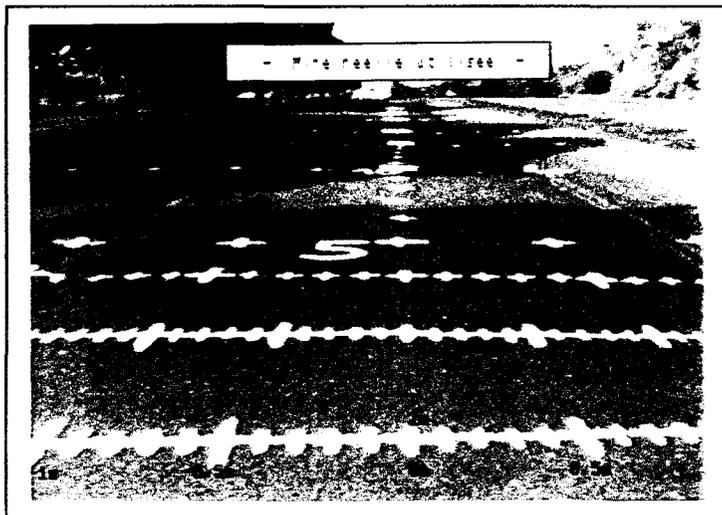


Figure III.3 : Mire réelle

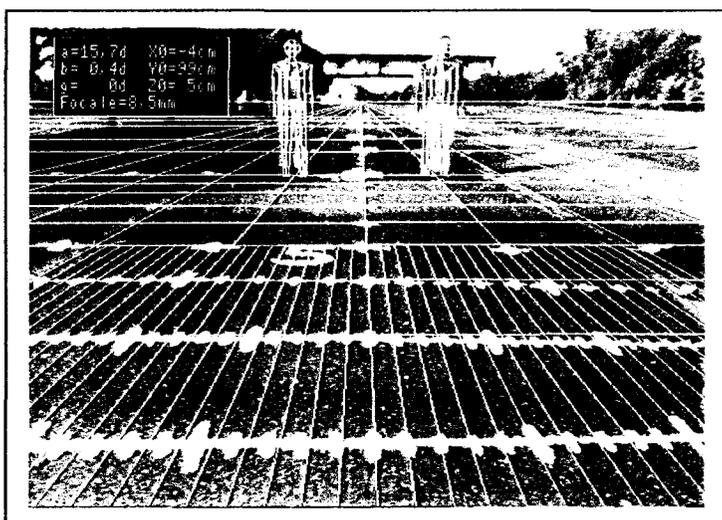


Figure III.4 : Superposition de la mire synthétisée sur la mire réelle  
(avec deux piétons)

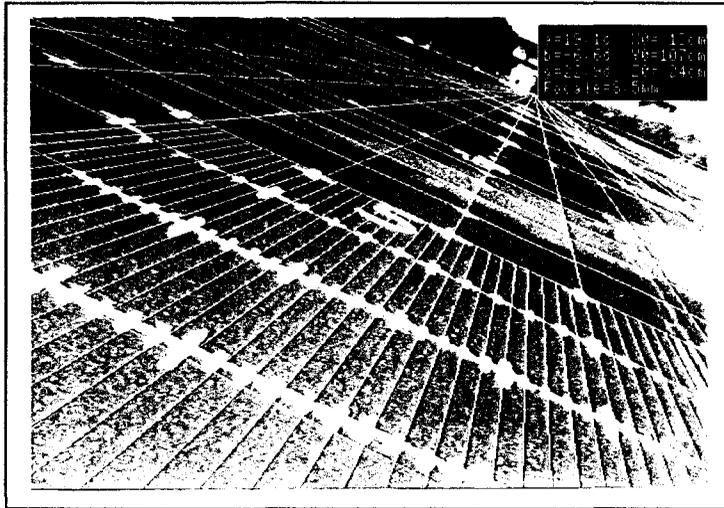


Figure III.5 : Autre superposition de la mire synthétisée sur la mire réelle

## III.2 ) ETUDE DE L'EMPLACEMENT DE LA CAMERA SUR LE ROBOT

Nous allons maintenant nous intéresser à la recherche de l'emplacement le plus adéquat de la caméra sur le robot mobile VAST, pour satisfaire au mieux les contraintes liées à l'environnement, aux caractéristiques mécaniques du robot mobile et à la caméra utilisée [OZA\_86], [DRA\_88], [HID\_89].

### III.2.1 ) Modélisation de la caméra embarquée

Les paramètres qui interviennent pour déterminer cet emplacement ( cf. figure III.6 ) sont :

- la hauteur  $y_0$  de la caméra par rapport à la chaussée ( paramètre extrinsèque ),
- l'angle de tangage  $\alpha$  de la caméra qui correspond au panoramique vertical par rapport à la chaussée ( paramètre extrinsèque ),
- la distance focale  $f$  de l'objectif ( paramètre intrinsèque ).

Les autres paramètres extrinsèques sont nuls car, comme le montre la figure III.6, l'origine  $O_p$  du repère de projection est située sur l'axe  $\bar{Y}_r$  (  $x_0 = 0$  et  $z_0 = 0$  ). La caméra étant placée dans l'axe de la chaussée, le paramètre  $\beta$  est nul. Comme, de plus, elle est parallèle à l'axe  $\bar{X}_r$ , le paramètre  $\gamma$  est également nul. Les valeurs des paramètres intrinsèques de la caméra et de la carte électronique de traitement (  $\mu_x, \mu_y, d_x, d_y, \xi_x, \xi_y$  ) sont considérées constantes ( cf. annexe A ).

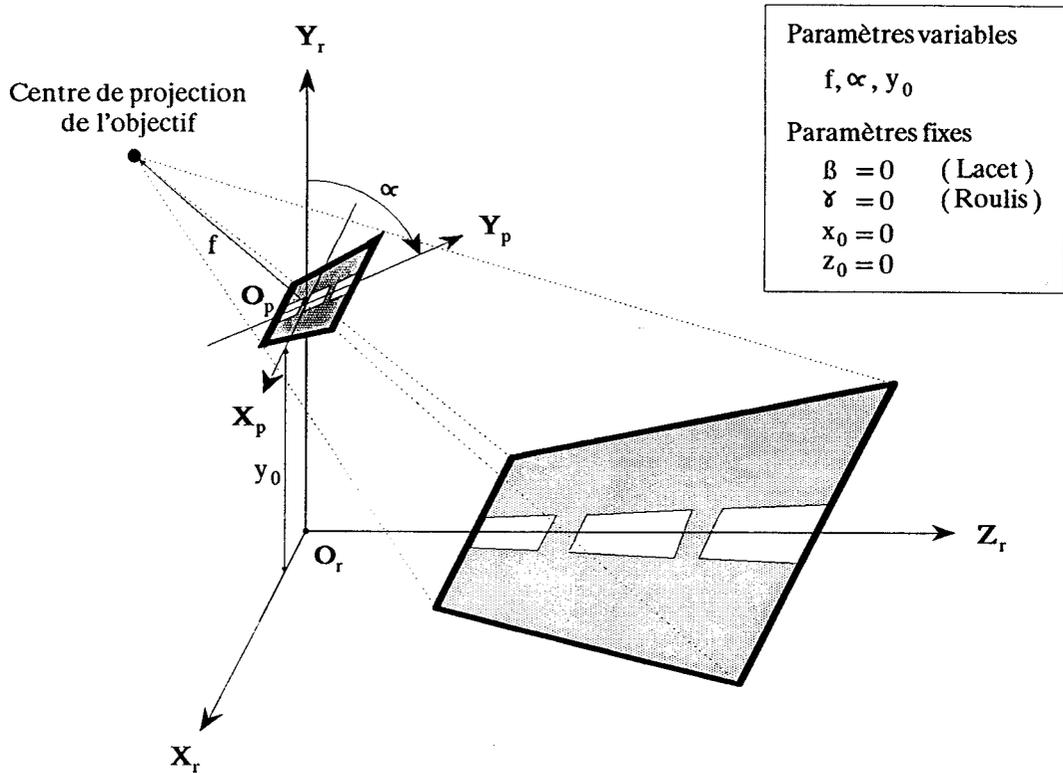


Figure III.6 : Modélisation de la caméra embarquée

Dans ces conditions, nous définissons, à partir de la matrice  $\tilde{H}_n$  ( chapitre II, équations (II.16) et (II.17) ), les nouvelles équations de passage du repère réel  $R_r$  au repère image  $R_i$  et inversement. Ainsi, le système matriciel devient :

$$\tilde{M}_i = \tilde{H}_n \cdot \tilde{M}_r$$

C'est-à-dire :

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi_x \cdot \mu_x \cdot f & \xi_x \cdot d_x \cdot \sin(\alpha) & -\xi_x \cdot d_x \cdot \cos(\alpha) & -\xi_x \cdot d_x \cdot (y_0 \cdot \sin(\alpha) + f) \\ 0 & \xi_y \cdot (\mu_y \cdot f \cdot \cos(\alpha) + d_y \cdot \sin(\alpha)) & \xi_y \cdot (\mu_y \cdot f \cdot \sin(\alpha) - d_y \cdot \cos(\alpha)) & -\xi_y \cdot (\mu_y \cdot f \cdot y_0 \cdot \cos(\alpha) + d_y \cdot (y_0 \cdot \sin(\alpha) + f)) \\ 0 & -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & y_0 \cdot \sin(\alpha) + f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \\ 1 \end{bmatrix}$$

Après conversion des coordonnées homogènes en coordonnées normales, on obtient le système d'équations suivant :

$$x_i = \xi_x \cdot \left( \frac{\mu_x \cdot f \cdot x_r}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} - d_x \right) \tag{III.1}$$

$$y_i = \xi_y \cdot \left( \frac{\mu_y \cdot f \cdot ((y_r - y_0) \cdot \cos(\alpha) + z_r \cdot \sin(\alpha))}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} - d_y \right) \tag{III.2}$$

Ce système d'équations permet le passage du repère réel  $R_r$  au repère image  $R_i$ . Il représente la transformation perspective directe.

Il est possible de déterminer la transformation perspective inverse, à la condition de se fixer ou de connaître une des coordonnées réelles d'un point  $M_r = (x_r, y_r, z_r)^T$ . Cette condition est satisfaite si nous nous imposons de considérer l'environnement, c'est-à-dire la chaussée, comme un plan. Dès lors, la coordonnée  $y_r$  est connue et la matrice  $[\tilde{H}_n]^{-1}$  ( chapitre II, équation (II.18) ) devient :

$$\tilde{M}_r = [\tilde{H}_n]^{-1} \cdot \tilde{M}_i$$

c'est-à-dire :

$$\begin{bmatrix} x_r \\ z_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\xi_x \cdot \mu_x \cdot f} & 0 & \frac{d_x}{\xi_x \cdot f} \\ 0 & \frac{(y_r - y_0) \cdot \text{Sin}(\alpha) - f}{\xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \text{Sin}(\alpha))} & \frac{(y_r - y_0) \cdot (d_y \cdot \text{Sin}(\alpha) + \mu_y \cdot f \cdot \text{Cos}(\alpha)) - f \cdot d_y}{\mu_y \cdot f \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \text{Sin}(\alpha))} \\ 0 & \frac{\text{Cos}(\alpha)}{\xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \text{Sin}(\alpha))} & \frac{d_y \cdot \text{Cos}(\alpha) - \mu_y \cdot f \cdot \text{Sin}(\alpha)}{\mu_y \cdot f \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \text{Sin}(\alpha))} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix}$$

De manière analogue, après conversion des coordonnées homogènes en coordonnées normales, on obtient le système d'équations :

$$x_r = \left( \frac{\xi_y \cdot \mu_y}{\xi_x \cdot \mu_x} \right) \cdot \left( \frac{(x_i + \xi_x \cdot d_x) \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \text{Sin}(\alpha))}{(y_i + \xi_y \cdot d_y) \cdot \text{Cos}(\alpha) - \xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot \text{Sin}(\alpha)} \right) \quad (III.3)$$

$$z_r = \left( \frac{(y_i + \xi_y \cdot d_y) \cdot ((y_r - y_0) \cdot \text{Sin}(\alpha) - f) + (\xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot (y_r - y_0) \cdot \text{Cos}(\alpha))}{(y_i + \xi_y \cdot d_y) \cdot \text{Cos}(\alpha) - \xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot \text{Sin}(\alpha)} \right) \quad (III.4)$$

### III.2.2 ) Etude dans le cas d'un environnement plan

Dans un premier temps, on se place dans les conditions citées au § III.2.1 avec un environnement assimilé à un plan. En effet, compte tenu des remarques faites au chapitre II, § II.4, cette hypothèse de planéité est justifiée.

#### III.2.2.1 ) Contraintes à respecter

Pour déterminer l'emplacement le plus adéquat de la caméra sur le robot mobile VAST dans le cas d'un environnement plan, nous avons, à partir des équations (III.1) à (III.4), réalisé un logiciel qui fournit les informations suivantes :  $d, D, l, L, l_1$  et  $L_1$ , ( cf. figures III.7 et III.8 ) en

fonction des paramètres  $y_0$ ,  $\alpha$  et  $f$  qui définissent l'emplacement et les caractéristiques de la caméra ( voir § III.2.1 ). On rappelle que ces paramètres correspondent respectivement à la hauteur de la caméra par rapport à la chaussée ( $y_0$ ), à l'angle de tangage de la caméra ( $\alpha$ ) et à la distance focale de l'objectif ( $f$ ).

Les paramètres  $D$ ,  $d$ ,  $L$  et  $l$  caractérisent la géométrie du champ de vision de la caméra sur le sol. Ces paramètres doivent respecter certaines contraintes pour que les images saisies par la caméra soient exploitables. Nous proposons les contraintes suivantes :

$1 \text{ m} < d < 2 \text{ m}$  pour avoir un champ de vision qui débute ni trop près du robot mobile car on n'aurait plus assez d'informations pour anticiper la trajectoire, ni trop loin car les informations deviendraient imprécises.

$l > 1,2 \text{ m}$  pour obtenir un champ de vision suffisamment large pour percevoir l'environnement proche du robot mobile.

$D > 20 \text{ m}$  pour avoir une vue suffisamment lointaine afin de mieux interpréter les modifications géométriques de la chaussée.

$L > 20 \text{ m}$  pour obtenir une vision suffisamment large au loin afin d'interpréter correctement les tracés géométriques de la chaussée.

$L_1$  et  $l_1$  représentent la largeur dans le bas et le haut du plan image, exprimées en pixels, de l'image d'une bande blanche rectiligne de 12 cm de largeur ( valeur normalisée ) située dans l'axe de la caméra.

En outre, compte tenu des caractéristiques mécaniques du VAST, la position en hauteur de la caméra, définie par le paramètre  $y_0$ , doit se situer entre 1 m et 2 m.

Le support de la caméra, fixé au robot mobile, ne possède que deux réglages possibles en rotation : le lacet ( panoramique horizontal ) qui permet d'ajuster l'orientation de la caméra dans l'axe du robot mobile et le tangage ( panoramique vertical ) qui doit être déterminé en fonction des résultats des simulations.

De plus, nous nous sommes limités à deux distances focales, qui correspondent à des valeurs standards.

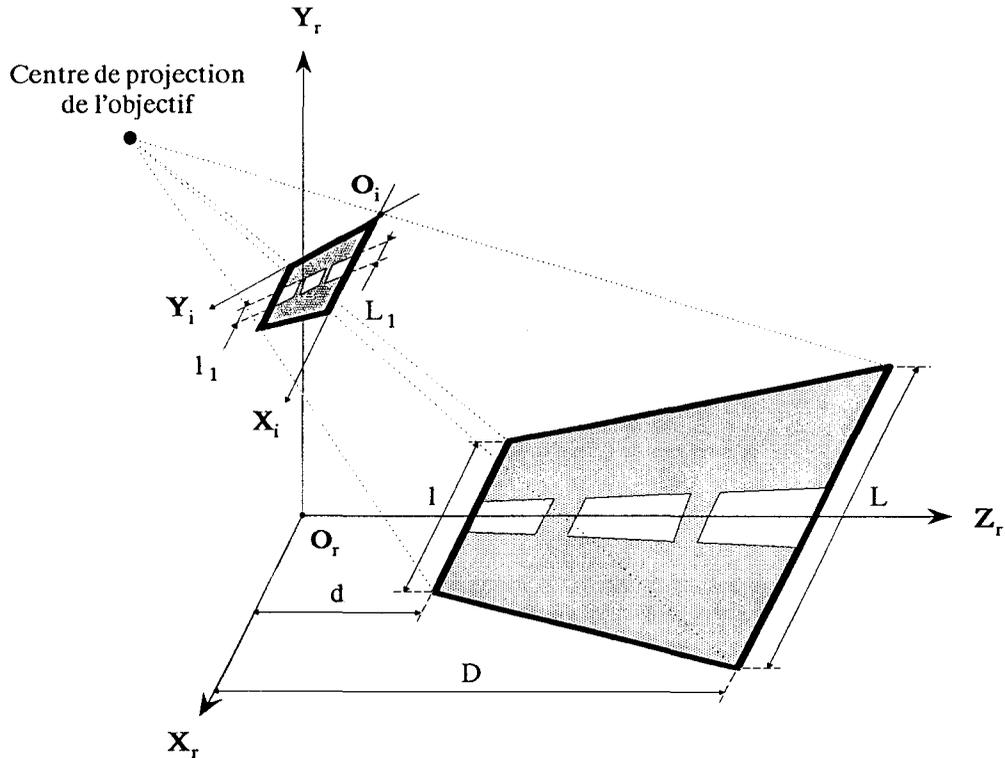


Figure III.7 : Détails des différentes informations utilisées pour définir l'emplacement de la caméra

### III.2.2.2 ) Résultats de l'étude

Les résultats sont donnés dans les tableaux 1 à 8 de la figure III.8. On constate que la distance focale de 16 mm est mal adaptée à notre cas puisqu'il n'y a pas vraiment de solutions qui conviennent. Par contre, avec la distance focale de 8,5 mm, nous avons, compte tenu des contraintes évoquées précédemment, plusieurs solutions possibles, notamment les parties surlignées dans les tableaux 5, 6 et 7, c'est-à-dire :

$1 \text{ m} \leq y_0 \leq 1,5 \text{ m}$ $20 \text{ d}^\circ \leq \alpha \leq 25 \text{ d}^\circ$ $f = 8,5 \text{ mm}$	(III.5)
---	---------

On constate qu'en positionnant ainsi la caméra, les contraintes sont respectées. De plus, l'image obtenue ne contient pas la ligne d'horizon, ce qui permet d'avoir le plus d'informations possible sur la chaussée dans l'image saisie par la caméra.

Pour une focale de 16 mm

Tableau 1

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
1	25	16	1,48	4,23	0,98	2,34	63	26
1	20	16	1,81	6,84	1,13	3,72	54	16
1	17	16	2,06	10,72	1,25	5,80	49	11
1	15	16	2,25	17,16	1,35	9,25	45	7
1	14	16	2,37	24,49	1,40	13,18	44	5
1	13	16	2,49	42,69	1,46	22,97	42	3
1	12	16	2,62	166,05	1,53	89,28	40	1

Tableau 2

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
1,2	25	16	1,78	5,07	1,17	2,81	52	22
1,2	20	16	2,17	8,20	1,35	4,46	45	14
1,2	17	16	2,47	12,85	1,50	6,95	40	9
1,2	15	16	2,71	20,58	1,61	11,09	38	6
1,2	14	16	2,84	29,37	1,68	15,81	36	4
1,2	13	16	2,98	51,20	1,75	27,54	35	2
1,2	12	16	3,14	199,15	1,83	107,08	33	1

Tableau 3

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
1,5	25	16	2,23	6,34	1,47	3,51	42	17
1,5	20	16	2,72	10,25	1,69	5,58	36	11
1,5	17	16	3,09	16,06	1,87	8,68	33	7
1,5	15	16	3,38	25,71	2,02	13,85	30	4
1,5	14	16	3,55	36,69	2,10	19,75	29	3
1,5	13	16	3,73	63,97	2,19	34,41	28	2
1,5	12	16	3,93	248,81	2,29	133,77	27	0

Tableau 4

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
2	25	16	2,98	8,44	1,95	4,73	31	13
2	20	16	3,62	13,65	2,25	7,43	27	8
2	17	16	4,12	21,41	2,49	11,57	25	5
2	15	16	4,52	34,26	2,69	18,46	23	3
2	14	16	4,74	48,89	2,80	26,32	22	2
2	13	16	4,98	85,25	2,92	45,85	21	1
2	12	16	4,24	331,57	3,05	178,27	20	0

Pour une focale de 8,5 mm

Tableau 5

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
1	35	8,5	0,80	4,09	1,28	4,06	48	15
1	30	8,5	0,95	6,49	1,38	6,34	45	10
1	27	8,5	1,06	9,91	1,45	9,60	42	6
1	25	8,5	1,13	15,06	1,51	14,66	41	4
1	24	8,5	1,17	20,64	1,54	19,91	41	3
1	23	8,5	1,21	27,22	1,57	26,08	40	2
1	22	8,5	1,25	34,99	1,60	32,80	38	1

Tableau 6

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
1,2	35	8,5	0,96	4,91	1,53	4,87	40	13
1,2	30	8,5	1,14	7,79	1,65	7,60	37	8
1,2	27	8,5	1,27	11,88	1,74	11,51	35	5
1,2	25	8,5	1,36	18,20	1,81	17,58	34	3
1,2	24	8,5	1,41	24,76	1,84	23,88	33	3
1,2	23	8,5	1,46	33,67	1,88	32,27	33	2
1,2	22	8,5	1,51	44,14	1,92	41,91	32	1

Tableau 7

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
1,5	35	8,5	1,20	6,13	1,91	6,08	32	10
1,5	30	8,5	1,43	9,73	2,06	9,49	30	6
1,5	27	8,5	1,59	14,84	2,17	14,38	28	4
1,5	25	8,5	1,70	22,74	2,26	21,96	27	3
1,5	24	8,5	1,76	30,93	2,30	29,84	26	2
1,5	23	8,5	1,83	43,31	2,35	46,56	25	1
1,5	22	8,5	1,89	110,12	2,40	106,08	24	0

Tableau 8

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	D [m]	l [m]	L [m]	$l_1$ pixels	$L_1$ pixels
2	35	8,5	1,60	8,17	2,54	8,11	24	8
2	30	8,5	1,90	12,97	2,75	12,64	22	5
2	27	8,5	2,11	19,78	2,89	19,16	21	3
2	25	8,5	2,27	30,30	3,01	29,26	20	2
2	24	8,5	2,35	41,22	3,07	39,76	20	2
2	23	8,5	2,43	64,38	3,13	62,05	20	1
2	22	8,5	2,52	146,75	3,20	141,37	19	0

Figure III.8 : Résultats dans le cas d'une scène plane

### III.2.3 ) Influence de l'inclinaison de la chaussée sur la position de la caméra

#### III.2.3.1 ) Notion d'inclinaison de la chaussée

L'emplacement de la caméra déterminé dans le § III.2.2.2 suppose que le robot mobile se trouve dans un environnement plat. Mais, dans des conditions réelles de circulation, il peut arriver que la chaussée présente une inclinaison non négligeable par rapport au robot. La figure III.9 met en évidence cette notion d'inclinaison. Dans ce type de situation, qui n'a rien d'exceptionnel, on constate une réduction du champ de vision de la caméra. Par exemple, à partir de la solution précédemment adoptée (résultat III.5) et sur une chaussée plane non inclinée, la caméra peut voir jusqu'à une trentaine de mètres. Par contre, si la chaussée présente une inclinaison positive de 10 %<sup>(13)</sup>, la caméra ne voit plus qu'à une dizaine de mètres, ce qui est insuffisant pour que le robot mobile puisse correctement anticiper sa trajectoire.

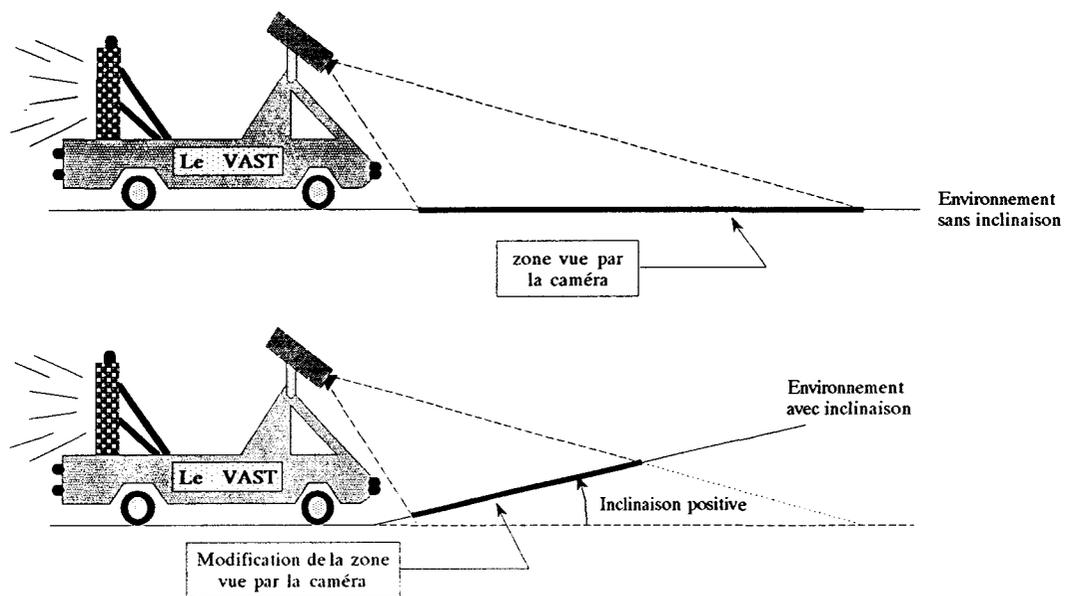


Figure III.9 : La notion d'inclinaison par rapport au robot mobile

#### III.2.3.2 ) Résultats de l'étude

Pour déterminer une position mieux adaptée de la caméra, il suffit de reprendre l'étude faite au § III.2.2 de façon à satisfaire les contraintes initiales pour une inclinaison donnée de la chaussée. En utilisant le même logiciel, nous obtenons les tableaux 1 et 2 de la figure III.10. Ils font apparaître trois nouvelles données, notamment :

(13) Cette unité exprimée en pour-cent désigne la pente de la chaussée, c'est-à-dire que 10 % représente sur une distance horizontale de 1 mètre une variation de 0,10 mètre.

- **Pos. Horiz.** : elle représente la position de la ligne d'horizon dans l'image. En effet, à partir des nouvelles données à prendre en compte, cette ligne apparaît dans l'image.
- **Image** : comme la ligne d'horizon apparaît dans l'image, on en déduit qu'il existe une zone de "ciel" qui n'apporte aucune information utile. Ainsi, cette donnée indique le pourcentage d'occupation de l'image par la chaussée elle-même.
- **Incl. Route** : pour une position donnée de la caméra, la ligne d'horizon se situe à une certaine position dans l'image ( cf. **Pos. Horiz.** ). Ce qui nous intéresse dans l'immédiat, c'est de savoir comment va se comporter la ligne d'horizon si une inclinaison de la chaussée se présente devant le robot mobile. La limite étant justement quand la ligne d'horizon se situe dans le haut de l'image, car pour une valeur plus importante de l'inclinaison, la portée de la caméra va se réduire fortement pour devenir insuffisante. Ainsi, cette donnée permet de savoir à partir de quelle valeur de l'inclinaison la ligne d'horizon se trouve dans le haut de l'image.

On constate ici aussi que la distance focale de 16 mm est mal adaptée à notre cas. Par contre, avec la distance focale de 8,5 mm, nous avons, compte tenu des contraintes évoquées précédemment, plusieurs solutions possibles, mises en évidence dans les parties surlignées du tableau 2, c'est-à-dire :

$y_0 \approx 1 \text{ m}$
$\alpha \approx 15 \text{ d}^\circ$
$f = 8,5 \text{ mm}$

(III.6)

Tableau 1 (Pour une focale de 16 mm)

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	l [m]	$l_1$ pixels	Pos. Horiz. axe $Y_i$	Image [%]	Incl. Route [%]
1,2	5	16	4,85	2,72	23	168	71	12
1,2	2	16	6,24	3,46	18	242	59	18
1,2	-1	16	8,67	4,76	13	316	46	23
1,2	-4	16	14,08	7,67	8	390	33	29
1,5	5	16	6,07	3,40	18	168	71	12
1,5	2	16	7,80	4,32	14	242	59	18
1,5	-1	16	10,84	5,95	10	316	46	23
1,5	-4	16	17,60	9,59	6	390	33	29

Tableau 2 (Pour une focale de 8,5 mm)

$y_0$ [m]	$\alpha$ [d]	f [mm]	d [m]	l [m]	$l_1$ pixels	Pos. Horiz. axe $Y_i$	Image [%]	Incl. Route [%]
1	16	8,5	1,57	1,86	33	76	87	10
1	15	8,5	1,64	1,91	32	91	84	12
1	14	8,5	1,70	1,97	31	105	82	14
1	12	8,5	1,85	2,09	29	132	77	18
1	9	8,5	2,10	2,32	26	173	70	23
1	6	8,5	2,42	2,61	24	192	63	29
1,2	14	8,5	2,04	2,36	26	91	84	12
1,2	12	8,5	2,22	2,51	24	132	77	18
1,2	9	8,5	2,53	2,78	22	173	70	23
1,2	6	8,5	2,91	3,13	20	213	63	29
1,5	14	8,5	2,56	2,95	21	91	84	12
1,5	12	8,5	2,77	3,13	20	132	77	18
1,5	9	8,5	3,16	3,48	18	173	70	23
1,5	6	8,5	3,64	3,91	16	192	63	29

Figure III.10 : Résultats de l'effet d'inclinaison

### III.2.4) Etude et simulation de l'environnement perçu par la caméra

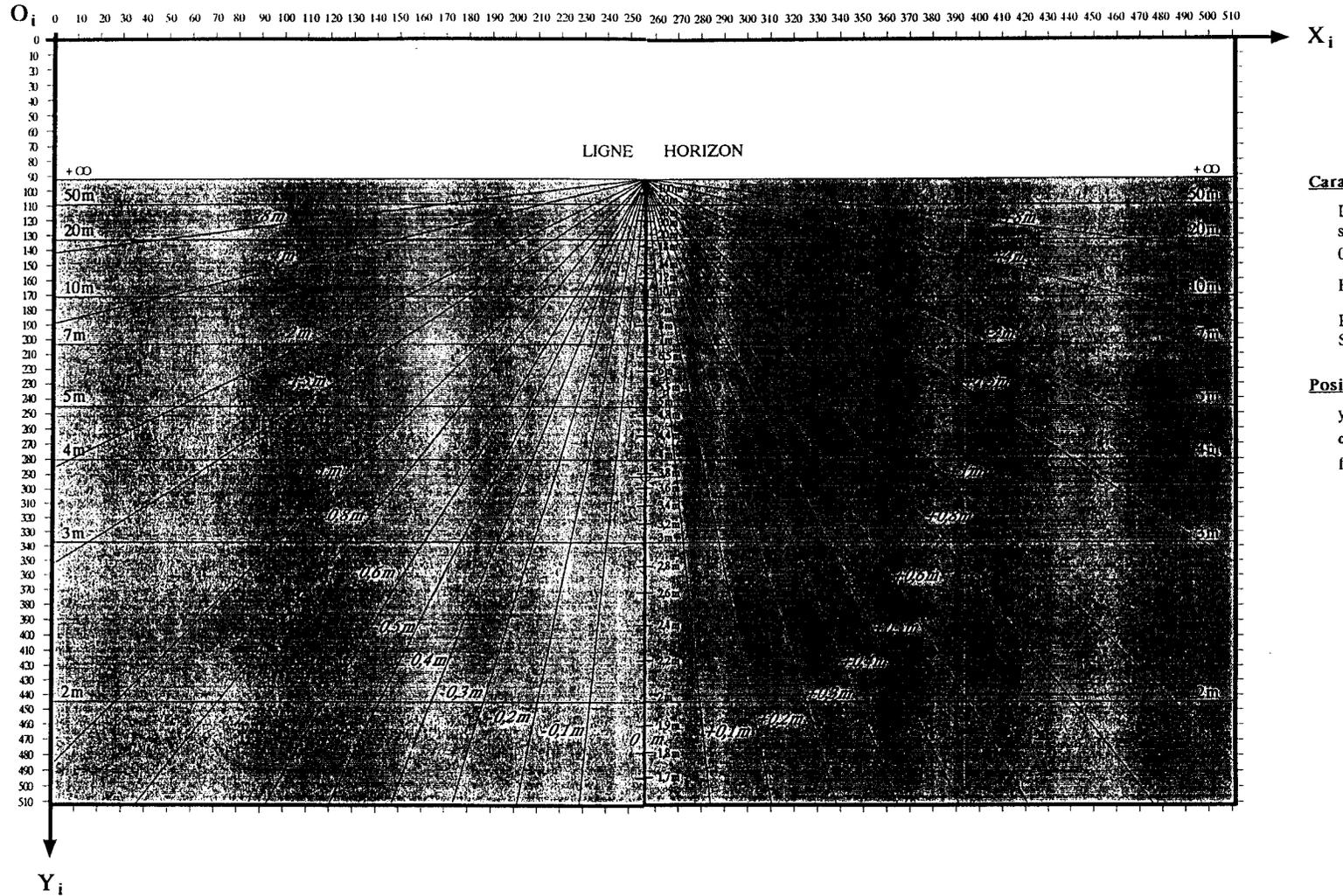
#### III.2.4.1) Cartographie du plan image

Maintenant que l'emplacement de la caméra sur le robot mobile est défini, il est intéressant d'analyser plus finement la perception de l'environnement par la caméra. Grâce au simulateur, il est possible de réaliser une grille isométrique, référencée par rapport au robot mobile, et confondue avec le plan de la scène afin d'obtenir un abaque de passage du repère réel au repère image et inversement. Cette grille permet de mettre en évidence la notion de perspective.

Dans le cas où le robot mobile se déplace sur un plan horizontal, on obtient la représentation de la figure III.11.

L'utilisation de l'abaque se fait de la manière suivante : si on connaît la position d'un point dans le repère image défini par ses coordonnées  $x_i$  et  $y_i$  exprimées en pixels, on a directement la position de ce point dans le repère réel défini par ses coordonnées  $x_r$  et  $z_r$  exprimées en mètres. La coordonnée  $y_r$  est supposée connue et elle est nulle. De même, en connaissant la position d'un point dans le repère réel, on obtient directement ses coordonnées dans le repère image.

CARTE ISOMETRIQUE



**Caractéristiques**

- Dimension d'un pixel sur la carte : 0,35 mm x 0,23 mm
- Horizon situé à  $91 y_i$
- Route plane
- Sans inclinaison

**Position de la caméra**

- $y_0 = 1$  mètre
- $\alpha = 15$  degrés
- focale de 8,5 mm

Figure III.11 : Abaque de passage du repère image au repère réel et inversement

### **III.2.4.2 ) Différentes simulations du réseau routier**

Le simulateur permet de recréer les configurations standards qui sont les plus fréquemment rencontrées sur le réseau routier. Ces simulations fournissent certaines informations, dont la plus utile est la largeur de la bande sur l'image en fonction de sa position sur la route. Ces informations seront en effet utilisées dans la stratégie de détection de la signalisation horizontale et pour la commande du robot mobile. Pour plus de détails sur les normes du marquage sur le réseau routier, notamment les modulations, les largeurs, etc..., se reporter à l'**annexe B**.

On utilise, dans ces simulations, une route droite puis une route présentant une courbure en positionnant le robot mobile à différents endroits sur la chaussée.

#### **III.2.4.2.a ) Configuration - 1 -**

Le robot est positionné au centre d'une route à 2 voies ( cf. figure III.12 ). On constate que la bande blanche du centre est très visible et qu'elle sera facile à détecter. Les bandes blanches sur le côté sont moins visibles mais suffisamment larges pour être détectées.

#### **III.2.4.2.b ) Configuration - 2 -**

Le robot est positionné au centre de la première voie de droite d'une route à 2 voies ( cf. figure III.13 ). On remarque que les premières bandes blanches latérales sont beaucoup plus visibles sur l'image que celles de gauche. On peut voir aussi que la partie inférieure de l'image ne contient aucune information utile. Cette observation va conditionner par la suite le choix des méthodes à mettre en oeuvre pour détecter les différentes bandes blanches dans l'image.

#### **III.2.4.2.c ) Configuration - 3 -**

Le robot est positionné au centre d'une chaussée à 2 voies qui présente une courbure vers la droite ( cf. figure III.14 ). Ici, la bande blanche centrale est facilement détectable. Par contre, la détection des bandes latérales risque d'être plus difficile car elles ne sont pas très visibles.

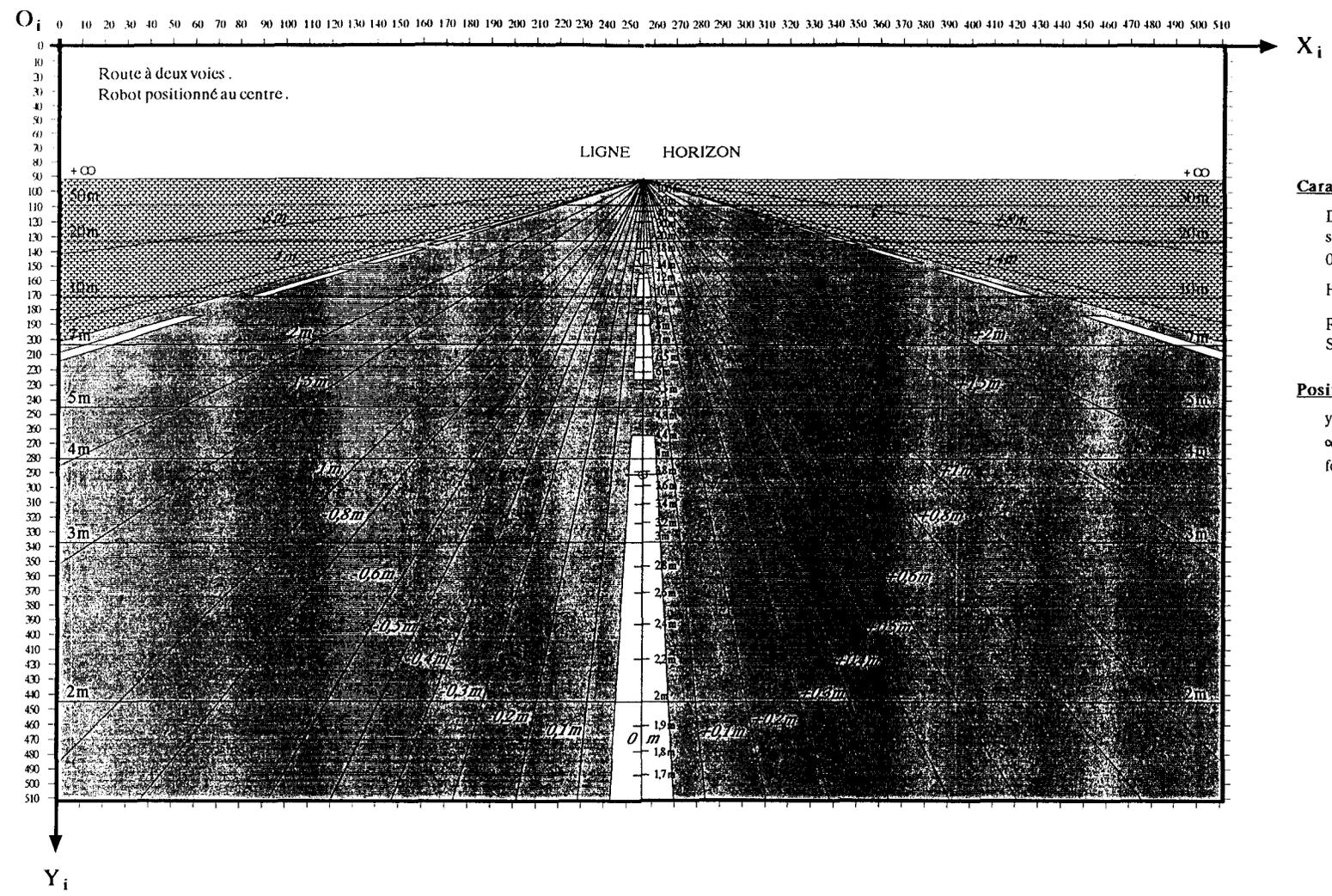
#### **III.2.4.2.d ) Configuration - 4 -**

Le robot est positionné au centre de la première voie de droite d'une route à 2 voies présentant une courbure vers la droite ( cf. figure III.15 ). Les remarques relatives à la configuration - 2 - sont valables ici aussi.

#### **III.2.4.2.e ) Configuration - 5 -**

Le robot est positionné au centre de la première voie de droite d'une route présentant un virage vers la gauche ( cf. figure III.16 ). Les remarques relatives à la configuration - 2 - sont valables ici aussi.

CARTE ISOMETRIQUE



**Caractéristiques**

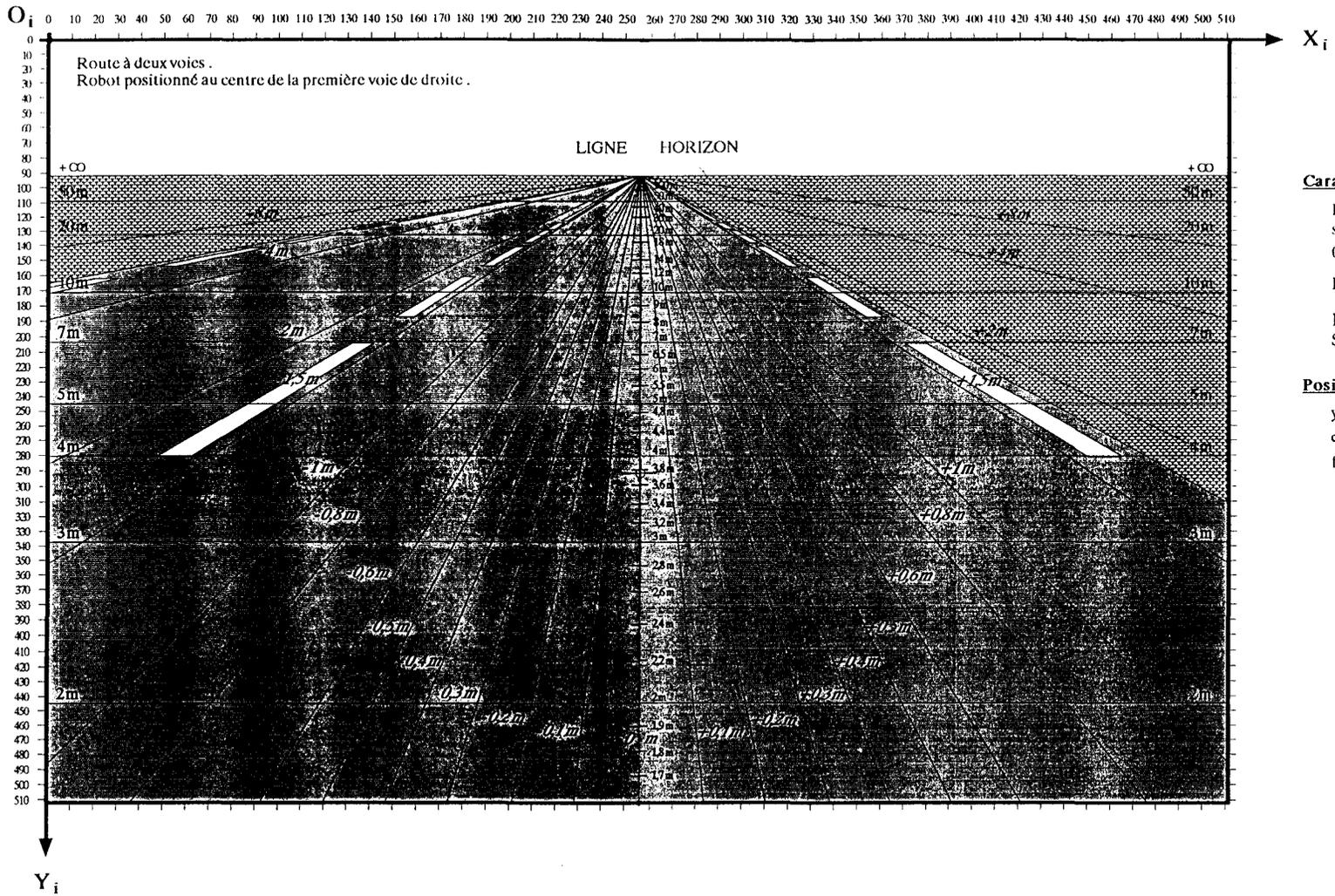
- Dimension d'un pixel sur la carte : 0,35 mm x 0,23 mm
- Horizon situé à 91  $y_i$
- Route plane
- Sans inclinaison

**Position de la caméra**

- $y_0 = 1$  mètre
- $\alpha = 15$  degrés
- focale de 8,5 mm

Figure III.12 : Robot positionné au centre d'une chaussée à 2 voies

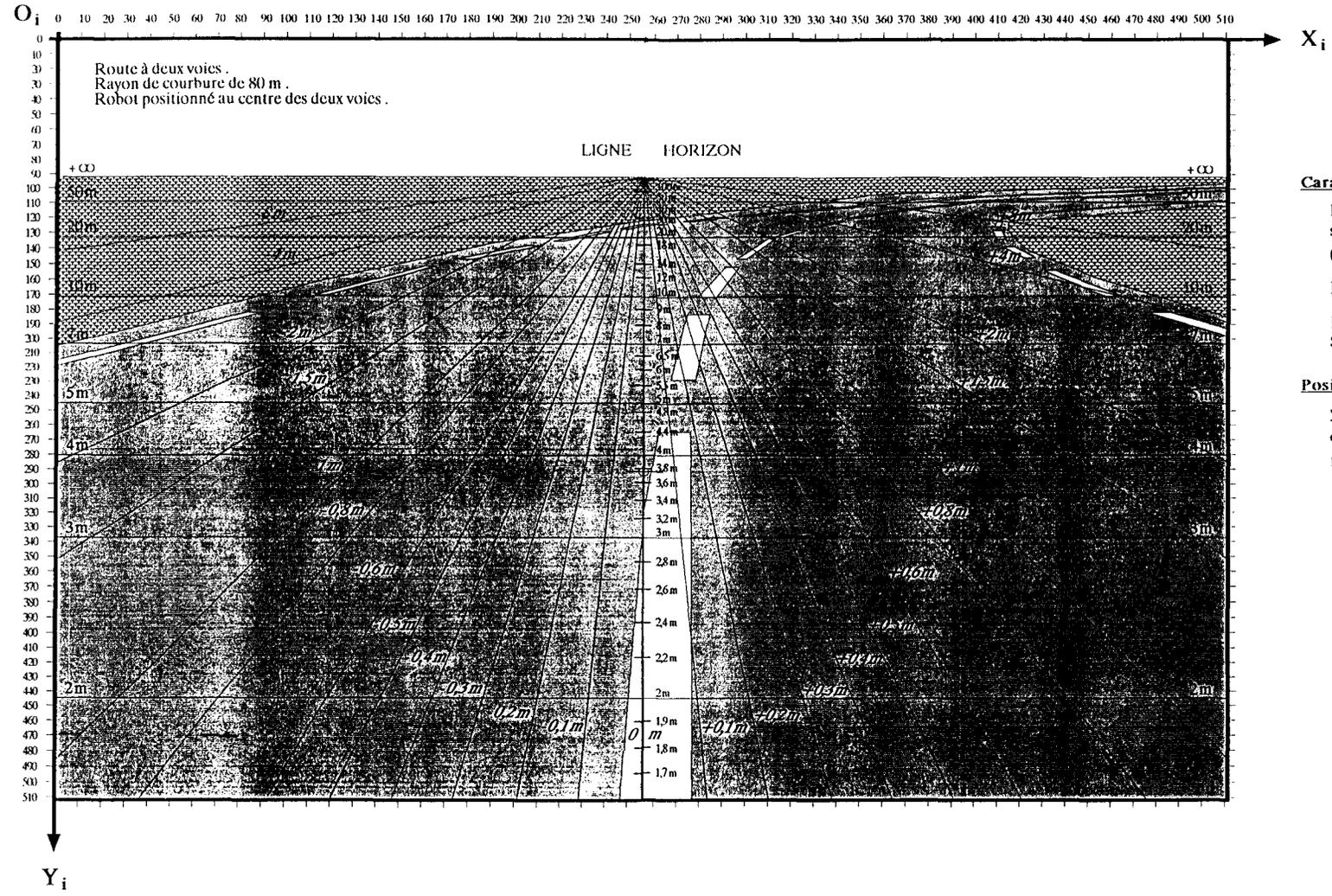
CARTE ISOMETRIQUE



- Caractéristiques**
- Dimension d'un pixel sur la carte : 0,35 mm x 0,23 mm
  - Horizon situé à 91  $y_i$
  - Route plane
  - Sans inclinaison
- Position de la caméra**
- $y_0 = 1$  mètre
  - $\alpha = 15$  degrés
  - focale de 8,5 mm

Figure III.13 : Robot positionné au centre de la première voie de droite d'une chaussée à 2 voies

CARTE ISOMETRIQUE



- Caractéristiques**
- Dimension d'un pixel sur la carte : 0,35 mm x 0,23 mm
  - Horizon situé à 91  $y_i$
  - Route plane
  - Sans inclinaison
- Position de la caméra**
- $y_0 = 1$  mètre
  - $\alpha = 15$  degrés
  - focale de 8,5 mm

Figure III.14 : Robot positionné au centre d'une chaussée à 2 voies avec virage à droite

CARTE ISOMETRIQUE

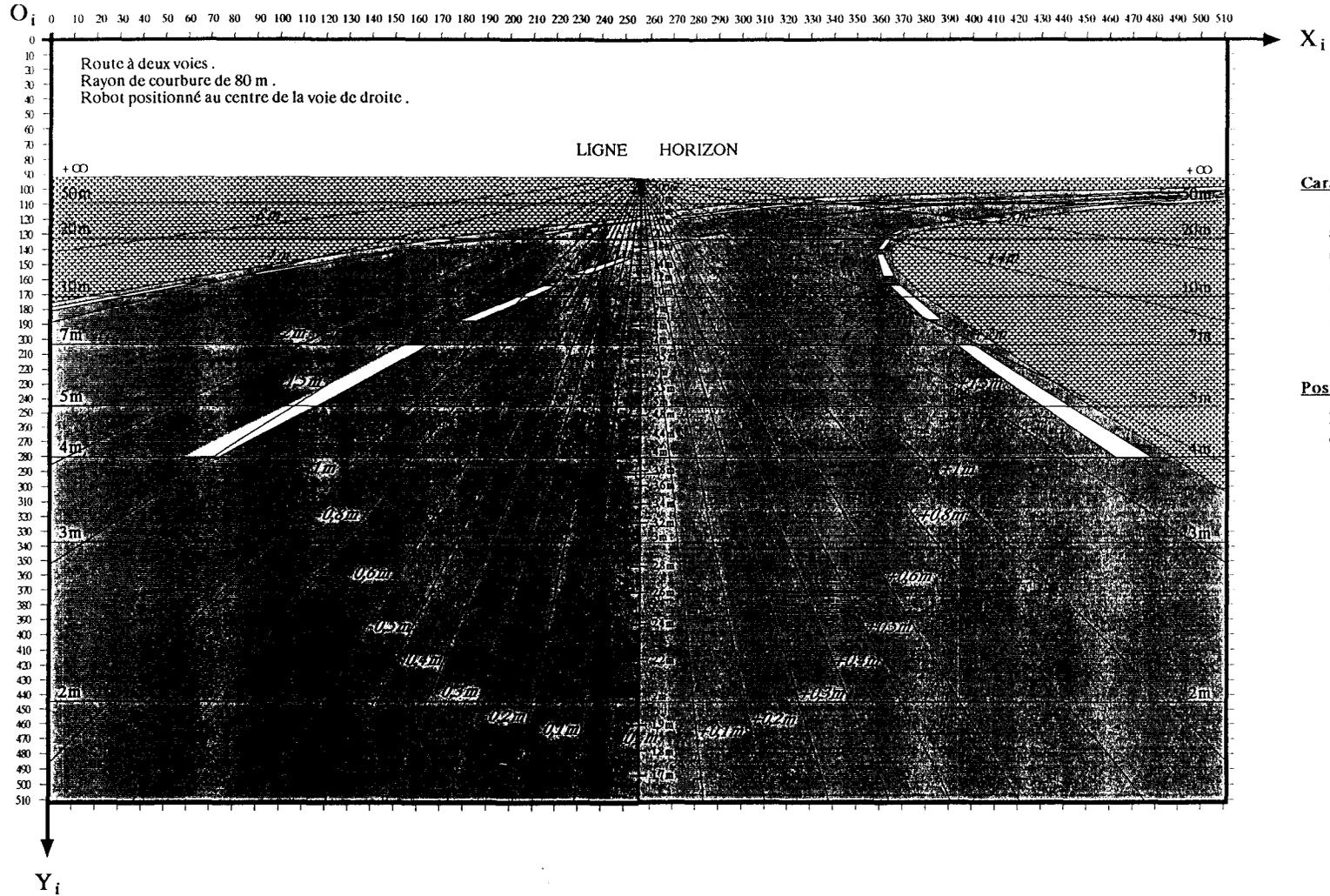


Figure III.15 : Robot positionné au centre de la première voie de droite d'une chaussée à 2 voies avec virage à droite

CARTE ISOMETRIQUE

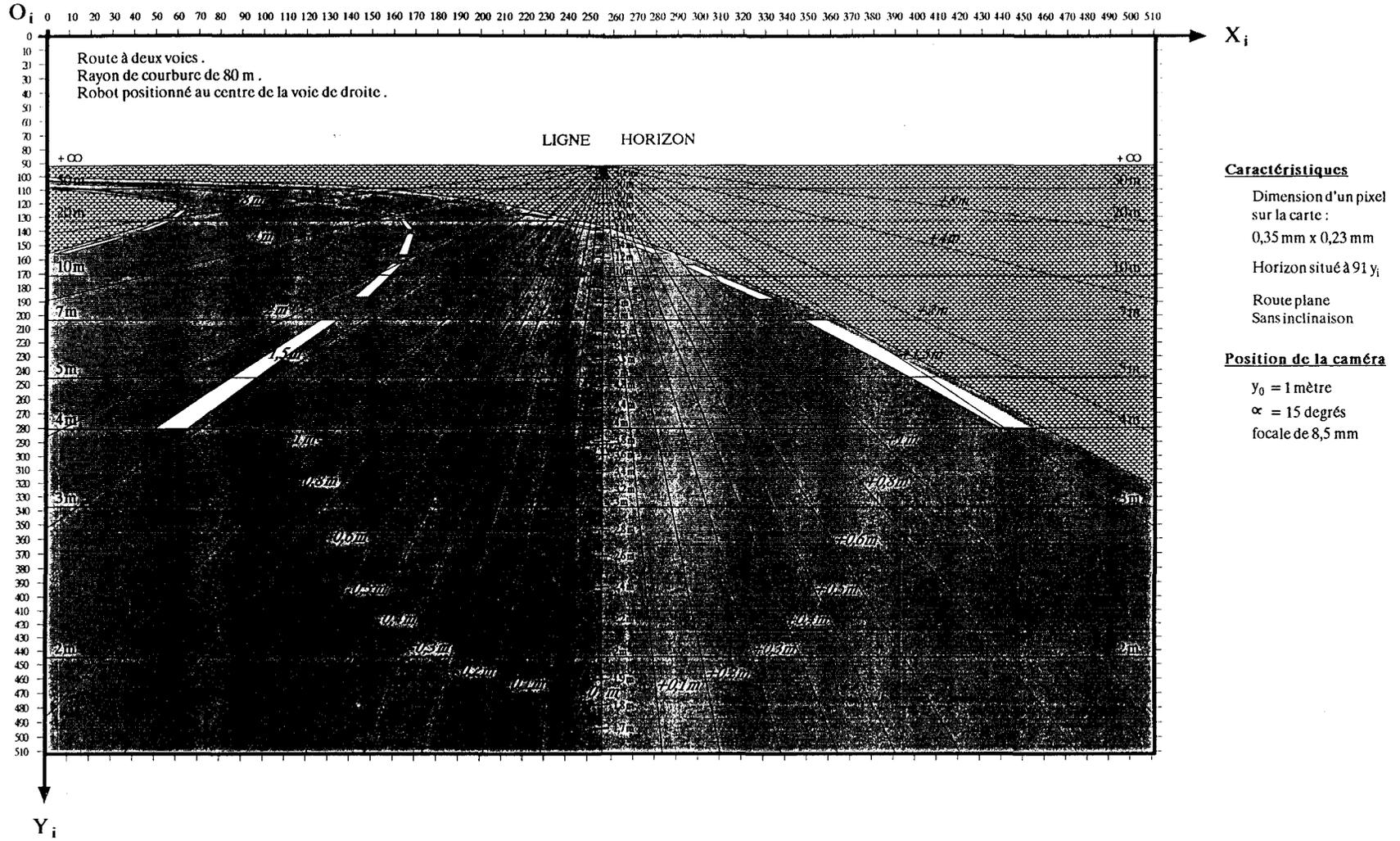


Figure III.16 : Robot positionné au centre de la première voie de droite d'une chaussée à 2 voies avec virage à gauche

### **III.3 ) CONCLUSION**

La modélisation du système de vision a permis de réaliser un simulateur qui représente fidèlement la réalité. De plus, il permet de créer des environnements très variés qu'il aurait été impossible de matérialiser ou de trouver en site réel.

Ensuite, nous avons déterminé un emplacement satisfaisant de la caméra sur le robot mobile. Une première solution a été déterminée en considérant que le robot se déplaçait dans un environnement plan et horizontal, mais cette solution s'est avérée inadaptée aux conditions réelles de conduite. Une deuxième solution a été définie en prenant en compte l'inclinaison de la chaussée par rapport au robot. Cette deuxième solution, correspondant à l'emplacement définitif de la caméra, nous a permis ensuite d'effectuer différentes simulations du réseau routier, pour mettre en évidence les différentes informations qui vont être utiles pour la détection des bandes blanches et pour la commande du robot.

La prochaine étape consiste justement à s'intéresser aux méthodes à mettre en oeuvre pour détecter la signalisation horizontale sur la chaussée, telle qu'elle est perçue par le système de vision.

## *Chapitre IV*

### *Détection de la signalisation horizontale par corrélation*

Dans ce chapitre, nous commençons par présenter rapidement les principales méthodes qui peuvent être utilisées pour détecter la signalisation horizontale dans une image. La contrainte "temps réel" et la spécificité de l'application nous orientent vers une solution qui consiste à analyser non pas l'image toute entière, mais plutôt des zones plus restreintes. Ainsi, deux méthodes vont être présentées pour détecter la présence de bandes blanches et les localiser sur une ligne vidéo.

La première méthode est appelée : détection par corrélation classique. Elle utilise un masque de corrélation pour détecter la présence de bandes blanches et les localiser sur une ligne vidéo de l'image. Ce masque de corrélation est obtenu par l'intermédiaire d'un modèle qui dépend de la position et de l'orientation des bandes blanches dans l'image.

La deuxième méthode est appelée : détection par différence de deux corrélations. Son principe consiste à effectuer la différence entre deux fonctions de corrélation obtenues à partir de deux masques différents. Le résultat permet de détecter les bandes blanches indépendamment des variations parasites de l'intensité lumineuse.

## IV.1 ) INTRODUCTION

Nous allons d'abord présenter brièvement et d'une manière non exhaustive les principales méthodes utilisées pour la détection des objets<sup>14</sup> dans une image [POS\_87], [BOU\_87], [SAI\_88], [ELA\_92]. Ces différentes méthodes peuvent être regroupées en deux catégories selon qu'elles sont basées sur des concepts de similarité, notamment l'homogénéité des niveaux de gris, de la couleur, de la texture, etc... ou sur des concepts de discontinuité tels que les contours, les fronts ou les frontières entre des régions homogènes.

### IV.1.1 ) Méthodes de détections existantes

#### IV.1.1.1 ) Méthodes basées sur le concept de similarité

Les principales méthodes basées sur le concept de similarité sont :

- les techniques de seuillage qu'il s'agisse de seuillage simple, global, local ou que l'on utilise des seuils multiples et adaptés déterminés par analyse de l'histogramme des niveaux de gris, [BOU\_88], [ELA\_92]. Ces différentes techniques permettent de mettre en évidence des régions homogènes et sont adaptées au cas de la détection de bandes blanches qui présentent un contraste élevé par rapport à la chaussée. Néanmoins, ces techniques de seuillage sont difficiles à mettre en oeuvre dans des applications où l'environnement est non contrôlé. En effet, lorsque les conditions d'éclairage varient, l'ajustement des seuils devient très problématique.
- l'analyse de la texture par quantification des variations locales de l'intensité ou par l'emploi d'attributs statistiques locaux [UNS\_82], [POS\_87]. En règle générale, cette approche est mal adaptée à la détection de la signalisation horizontale car la texture d'une bande blanche est quasiment inexistante.
- les opérateurs de morphologie binaires ou multiniveaux, basés sur une approche mathématique dérivée de la théorie des ensembles, permettent, par l'utilisation "d'éléments structurants", de détecter des bandes blanches dans une image.

#### IV.1.1.2 ) Méthodes basées sur le concept de discontinuité

Les principales méthodes basées sur le concept de discontinuité sont :

- la transformation de Fourier qui permet de filtrer les fréquences spatiales. Les variations brutales d'intensité se traduisent par de hautes fréquences, de telle sorte qu'il est possible d'accentuer les contours en réalisant un filtre passe-haut. Cependant un tel opérateur est coûteux en temps de calcul.

---

(14) Une ligne blanche dans une image est associée à un objet.

- les opérateurs de convolution qui permettent, à partir de masques, de mettre en évidence les zones de transition des niveaux de gris dans une image. Citons par exemple les opérateurs de Roberts [ROB\_65], Sobel, Prewitt [PRE\_70], le Laplacien, etc... D'une manière générale ces différents opérateurs sont très sensibles aux bruits.
- les filtres proposés plus récemment par Canny [CAN\_86], Dérivée [DER\_87], Castan [CAS\_90] et Shen pour détecter les contours, bien que plus performants, sont généralement plus gourmands en temps de calcul et restent sensibles aux bruits.

#### IV.1.2 ) Principe retenu

Parmi ces méthodes, laquelle faut-il utiliser pour la détection de la signalisation horizontale dans une image ?

Le choix d'une méthode dépend de la spécificité de l'application et du cahier des charges à respecter. Dans notre cas, quatre éléments principaux sont à prendre en considération :

- les bandes blanches sont par définition très visibles car elles sont régulièrement repeintes et leurs formes ainsi que leurs tailles sont connues ( voir l'**annexe B** ),
- l'environnement dans lequel se déplace le robot mobile est non contrôlé ( intensité lumineuse variable, présence de zones d'ombre et d'ensoleillement, etc... ),
- le traitement des images doit se faire en temps réel,
- le système informatique utilisé doit être le plus simple possible, sans nécessiter d'éléments spécialisés.

Ainsi, à partir de ces contraintes, le principe retenu pour détecter et modéliser rapidement la signalisation horizontale dans une image, consiste à analyser non pas toute l'image mais plutôt des zones restreintes. La solution la plus simple et la plus rapide est alors de détecter la présence d'une bande blanche sur une ligne vidéo de l'image. L'exemple de la figure IV.1 montre le principe de base. En effet, dans le cas d'une route rectiligne, on constate que l'analyse de deux lignes vidéo suffit pour détecter et pour modéliser la bande blanche. Dans le cas d'une route présentant une courbure, on constate que l'analyse de trois lignes vidéo peut suffire pour détecter et modéliser la bande blanche.

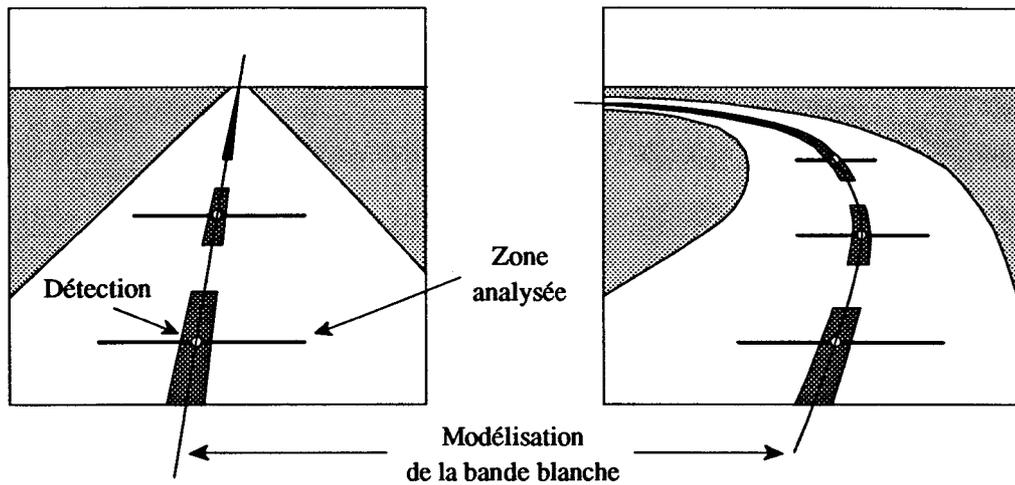


Figure IV.1 : Solution envisagée pour détecter et pour modéliser une bande blanche

Ainsi, le problème à résoudre dans l'immédiat consiste à mettre au point un algorithme capable de détecter la présence d'une bande blanche sur une ligne vidéo de l'image.

## IV.2) DETECTION PAR CORRELATION CLASSIQUE

Une première approche pour détecter des bandes blanches sur une ligne vidéo de l'image consiste à utiliser une méthode de corrélation classique. Elle fait partie de la famille des opérateurs de convolution précédemment cités. La méthode proposée est présentée en deux parties :

- La première partie présente le principe de la méthode de corrélation classique qui utilise un masque de corrélation pour déterminer la position d'une bande blanche dans l'image.
- La deuxième partie permet, par l'intermédiaire d'un modèle, de déterminer la largeur du masque de corrélation à utiliser pour détecter correctement la bande blanche. Ce modèle est obtenu en étudiant la largeur d'une bande blanche dans l'image qui dépend de la position et de l'orientation de cette bande blanche dans le plan. Grâce à ce modèle, on est capable à partir de la connaissance de la largeur réelle de la bande blanche, de déterminer sa largeur dans l'image et par conséquent celle du masque de corrélation à utiliser pour déterminer sa position.

### IV.2.1) Principe de la corrélation classique

#### IV.2.1.1) Approche continue

Pour exposer le principe de la corrélation classique, nous allons prendre le cas idéal d'une bande blanche sur un fond de couleur noire. Ainsi, la représentation de la courbe des niveaux de gris d'une ligne vidéo est un signal rectangulaire (cf. figure IV.2) défini par les relations suivantes :

$$x(t) = \begin{cases} A & \text{pour } -\eta < t < +\eta \\ 0 & \text{pour } |t| \geq \eta \end{cases}$$

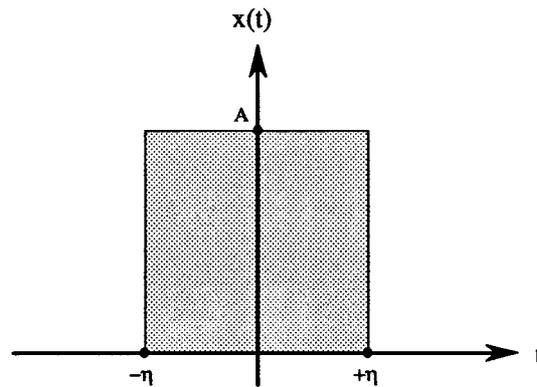


Figure IV.2 : Courbe des niveaux de gris d'une bande blanche sur un fond noir

L'expression de la fonction de corrélation pour un signal non périodique est la suivante :

$$C_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot y(t + \tau) \cdot dt \quad (IV.1)$$

Cette expression utilise la fonction  $x(t)$  précédemment définie et une fonction  $y(t)$  qui représente le masque de corrélation (cf. figure IV.3). Cette fonction  $y(t)$  est un signal rectangulaire comparable à  $x(t)$  et elle est définie par les relations suivantes :

$$y(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } -\psi < t < +\psi \\ 0 & \text{pour } |t| \geq \psi \end{cases}$$

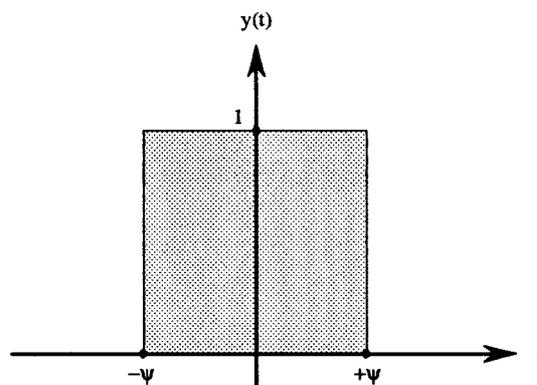


Figure IV.3 : Masque de corrélation pour détecter les bandes blanches

Il est nécessaire de différencier trois cas pour analyser la fonction de corrélation ainsi obtenue (équation (IV.1)), notamment :  $\eta = \psi$ ,  $\eta > \psi$  et  $\eta < \psi$ .

**IV.2.1.1.a ) Cas où  $\eta = \psi$**

Lorsque  $\eta = \psi$ , la largeur de la bande blanche est identique à la largeur du masque de corrélation et on obtient les résultats ci-après ( cf. figure IV.4 ).

$$C_{xy}(\tau) = A \cdot (2 \cdot \psi - |\tau|) \quad \text{pour } |\tau| < 2 \cdot \psi$$

$$C_{xy}(\tau) = 0 \quad \text{pour } |\tau| \geq 2 \cdot \psi$$

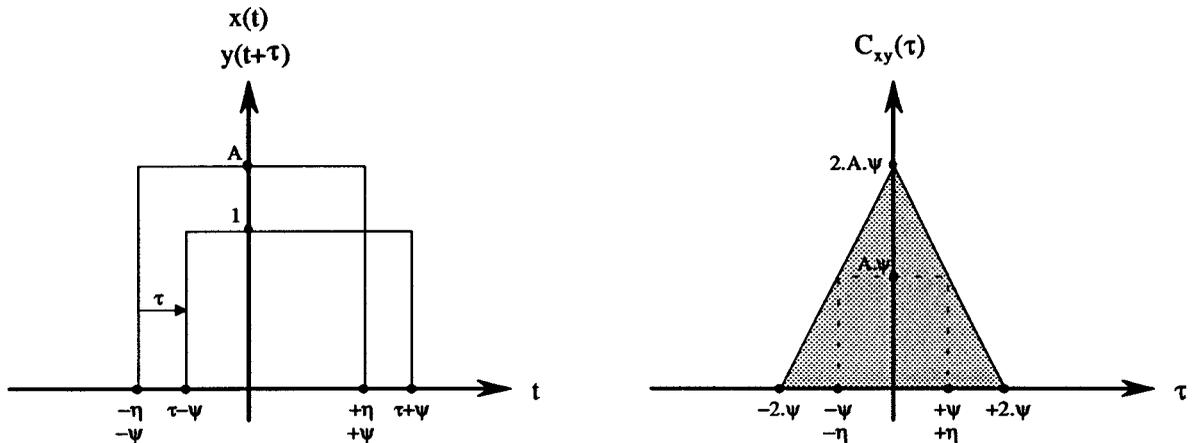


Figure IV.4 : Résultats de la corrélation dans le cas où  $\eta = \psi$

La fonction de corrélation obtenue est triangulaire. Elle présente un maximum pour  $\tau = 0$  ce qui permettra de déterminer la position de la bande blanche sur la ligne vidéo analysée. L'analyse de cette fonction de corrélation permet également de déterminer la largeur de la bande blanche. En effet, comme  $\eta = \psi$ , il est intéressant de remarquer que :

$$\frac{C_{xy}(0)}{2} = C_{xy}(-\eta) = C_{xy}(+\eta) = A \cdot \psi \tag{IV.2}$$

Cette valeur permet de déterminer la valeur de  $\tau (\pm\eta)$  et par conséquent la largeur de la bande blanche qui est égale à  $2\eta$ . De même, en connaissant la valeur du paramètre A qui correspond au niveau de gris de la bande blanche, on a :

$$\text{pour } \psi = 0 \quad ; \quad \frac{C_{xy}(0)}{A} = 2 \cdot \psi = 2 \cdot \eta \tag{IV.3}$$

**IV.2.1.1.b ) Cas où  $\eta > \psi$**

Lorsque  $\eta > \psi$ , la largeur de la bande blanche est supérieure à la largeur du masque de corrélation et on obtient les résultats ci-après ( cf. figure IV.5 ).

$$\begin{aligned}
 C_{xy}(\tau) &= 2 \cdot A \cdot \psi && \text{pour } |\tau| \leq \eta - \psi \\
 C_{xy}(\tau) &= A \cdot (\eta + \psi - |\tau|) && \text{pour } \eta - \psi < |\tau| < \eta + \psi \\
 C_{xy}(\tau) &= 0 && \text{pour } |\tau| \geq \eta + \psi
 \end{aligned}$$

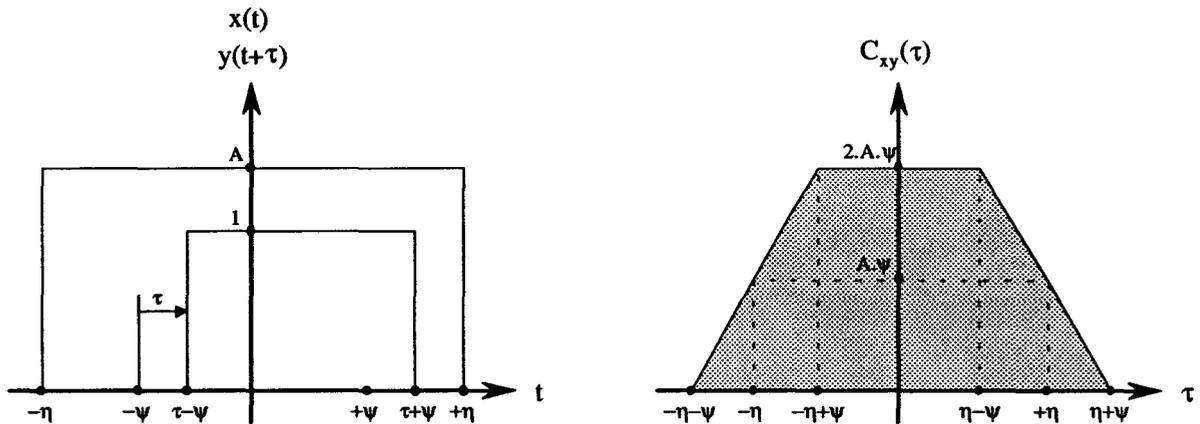


Figure IV.5 : Résultats de la corrélation dans le cas où  $\eta > \psi$

La fonction de corrélation obtenue est trapézoïdale. Le masque de corrélation n'est pas assez large pour déterminer correctement la position de la bande blanche par détection du pic correspondant au maximum de la fonction de corrélation. La largeur de la bande peut être déterminée grâce à l'équation (IV.2) vue au § IV.2.1.1.a :

$$\frac{C_{xy}(0)}{2} = C_{xy}(-\eta) = C_{xy}(+\eta) = A \cdot \psi$$

Cette valeur permet d'obtenir la largeur de la bande blanche caractérisée par  $-\eta$  et  $+\eta$ .

**IV.2.1.1.c) Cas où  $\eta < \psi$**

Lorsque  $\eta < \psi$ , la largeur de la bande blanche est inférieure à la largeur du masque de corrélation et on obtient les résultats ci-après ( cf. figure IV.6 ) :

$$\begin{aligned}
 C_{xy}(\tau) &= 2 \cdot A \cdot \eta && \text{pour } |\tau| \leq \psi - \eta \\
 C_{xy}(\tau) &= A \cdot (\eta + \psi - |\tau|) && \text{pour } \psi - \eta < |\tau| < \psi + \eta \\
 C_{xy}(\tau) &= 0 && \text{pour } |\tau| \geq \psi + \eta
 \end{aligned}$$

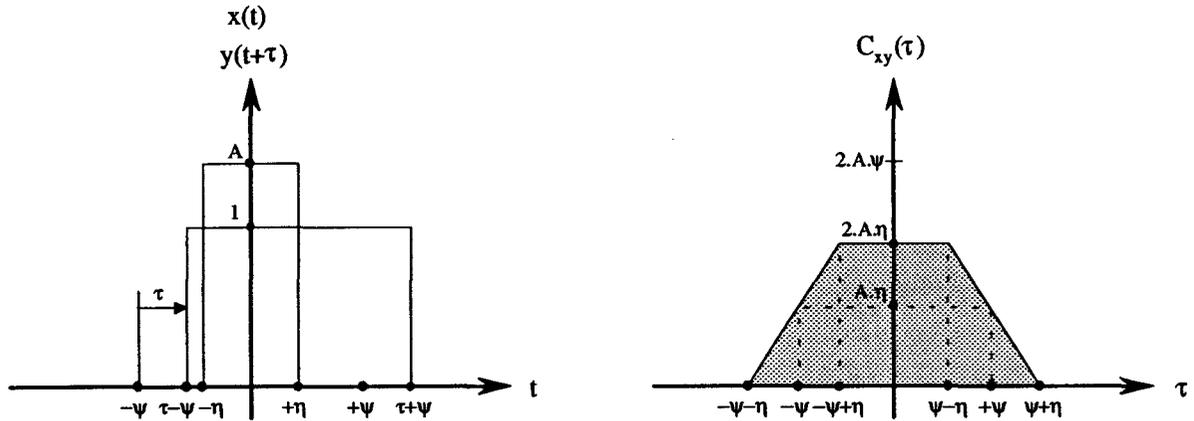


Figure IV.6 : Résultats de la corrélation dans le cas où  $\eta < \psi$

La fonction de corrélation obtenue est également trapézoïdale mais avec une amplitude moins importante que dans le cas où  $\eta > \psi$ . Le masque de corrélation est trop large pour déterminer correctement la position de la bande blanche par détection du pic correspondant au maximum de la fonction de corrélation. La largeur de la bande blanche ne peut pas être déterminée par l'équation (IV.2) vue au § IV.2.1.1.a . En effet :

$$\frac{C_{xy}(0)}{2} = C_{xy}(-\psi) = C_{xy}(+\psi) = A \cdot \eta$$

Cette valeur est directement liée à la largeur du masque de corrélation ( $-\psi$  et  $+\psi$ ). Par contre, si le paramètre A, qui correspond au niveau de gris de la bande blanche, est connu, on a :

$$\text{pour } \psi - \eta < |\tau| < \psi + \eta \quad \frac{C_{xy}(\tau)}{A} = 2 \cdot \eta$$

Cette valeur représente la largeur de la bande blanche.

#### IV.2.1.2 ) Approche discrète

L'emploi de systèmes informatiques pour traiter les images nécessite de passer d'une formulation continue à une formulation discrète. L'expression de la fonction de corrélation continue (équation (IV.1) ) devient alors :

$$C_{xy}(kT) = \sum_{i=-N}^{+N} x(iT) \cdot y(iT + kT) \tag{IV.4}$$

avec :

- k : indice d'échantillonnage de la variable de corrélation,
- i : indice d'échantillonnage de la variable temporelle,
- T : intervalle de temps élémentaire,
- N : nombre d'échantillons,
- x(iT) : signal vidéo échantillonné,
- y(iT) : masque de corrélation.

Dans notre application, le nombre d'échantillons est défini ( 512 échantillons ) et la notion de pixel se substitue à la notion temporelle ( T devient égal à 1 pixel, valeur élémentaire ). L'équation (IV.4) se simplifie et devient :

$$C_{xy}(k) = \sum_{i=0}^{511} x(i) \cdot y(i + k) \tag{IV.5}$$

Dans la pratique la fonction y(i) qui correspond à un masque de corrélation de largeur m, est composée que de deux types de coefficients "0" ou "1" ( cf. figure IV.7 ).

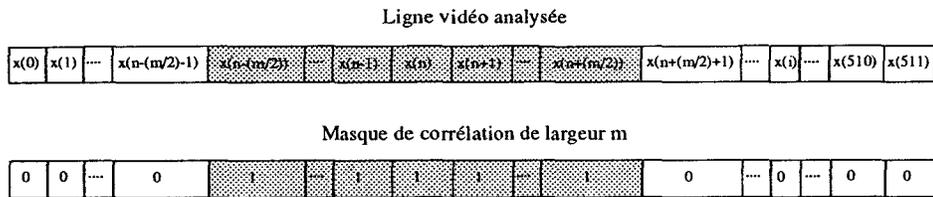


Figure IV.7 : Fonctions x(i) et y(i)

Ainsi, l'équation (IV.5) peut encore se simplifier et devient :

$$C_{xy}(n) = \sum_{j=0}^m x(j + n - \frac{m}{2})$$

### IV.2.1.3 ) Analyse des résultats

En utilisant deux images réelles, nous allons observer, dans un premier temps, la fonction de corrélation pour différentes largeurs du masque de corrélation puis, dans un deuxième temps, nous allons analyser l'influence de l'intensité lumineuse sur la fonction de corrélation.

#### IV.2.1.3.a ) Influence de la largeur du masque de corrélation

La figure IV.8 représente la courbe des niveaux de gris de la ligne vidéo considérée. On remarque que cette courbe est bruitée et que pour des valeurs de i > η, la fonction x(i) n'est pas

nulle comme dans le modèle théorique analysé précédemment, ce qui modifie les conditions de formation de la fonction de corrélation décrite au § IV.2.1.1.

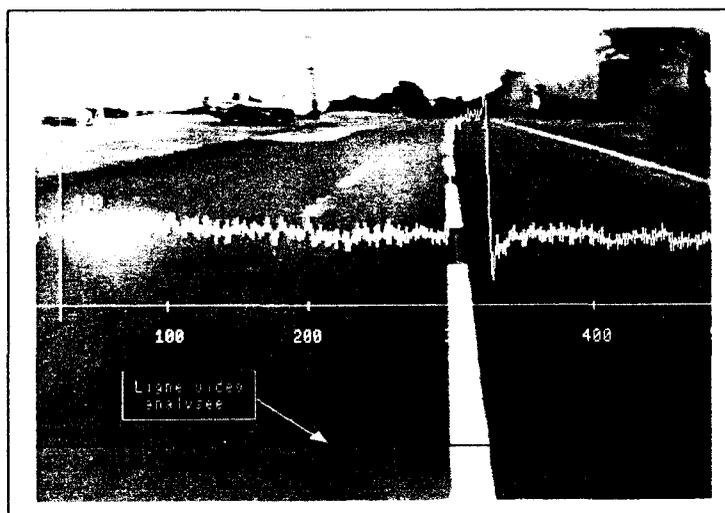


Figure IV.8 : Courbe des niveaux de gris dans des conditions réelles

Les figures IV.9 à IV.11 montrent d'une part, la fonction de corrélation pour un masque donné et d'autre part, la position de la bande blanche détectée sur la ligne vidéo analysée. Cette position est obtenue en prenant la valeur maximum de  $C_{xy}(\tau)$ .

La fonction de corrélation de la figure IV.9 de forme parfaitement triangulaire correspond au cas idéal où la largeur du masque de corrélation est identique à la largeur de la bande. Pour une valeur de  $\tau$  égale à 0, la fonction de corrélation est maximale. Cette valeur permet de déterminer correctement la position de la bande blanche sur la ligne vidéo analysée. Par contre, comme il fallait s'y attendre pour des valeurs de  $|\tau| \geq 2 \cdot \psi$ , la fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  n'est pas nulle.

La fonction de corrélation de la figure IV.10 correspond au cas où la largeur du masque est plus petite que la largeur de la bande blanche. On retrouve la forme trapézoïdale de la fonction de corrélation. On constate que pour des valeurs de  $|\tau| \geq \eta + \psi$ , la fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  n'est pas nulle. Ainsi, il n'est plus possible d'utiliser directement le principe vu au § IV.2.1.1.b pour déterminer la largeur de la bande qui aurait permis de refaire l'analyse avec une largeur de masque correspondant à celle de la bande blanche. On constate que la position de la bande blanche déterminée par la valeur maximale de la fonction de corrélation n'est pas satisfaisante.

La fonction de corrélation de la figure IV.11 correspond au cas où la largeur du masque est plus grande que la largeur de la bande blanche. On retrouve, là aussi, la forme trapézoïdale de la fonction de corrélation, mais de façon moins prononcée qu'à la figure précédente. De même, pour des valeurs de  $|\tau| \geq \psi + \eta$ , la fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  n'est pas nulle. Ainsi, il n'est pas possible d'utiliser directement le principe vu au § IV.2.1.1.c pour déterminer la largeur de la bande qui aurait permis de refaire l'analyse avec une largeur de masque correspondant à celle de

la bande blanche. On constate que la position de la bande blanche déterminée par la valeur maximale de la fonction de corrélation est très mauvaise.

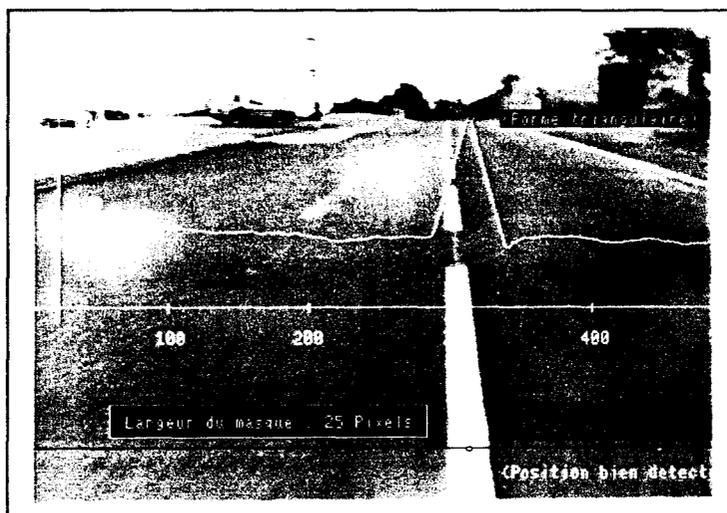


Figure IV.9 : Cas où la largeur de la bande blanche est identique à celle du masque

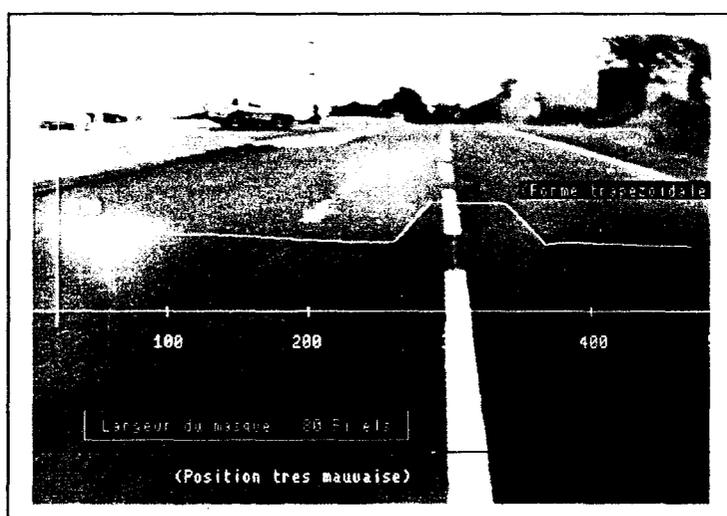


Figure IV.10 : Cas où la largeur de la bande blanche est supérieure à celle du masque

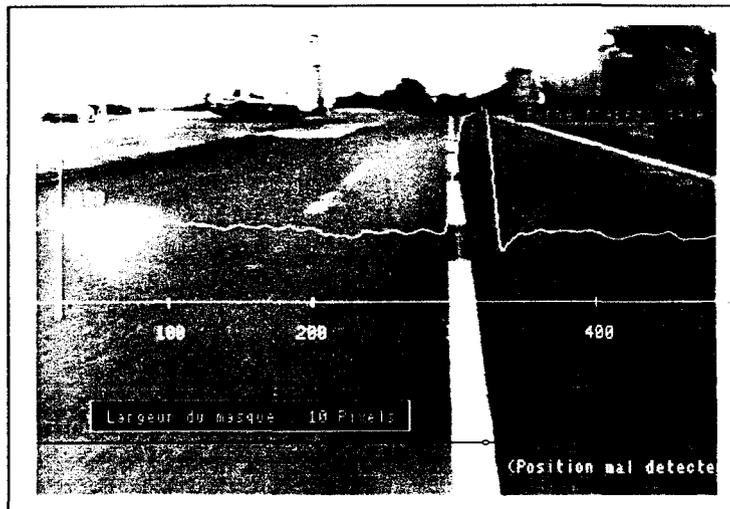


Figure IV.11 : Cas où la largeur de la bande blanche est inférieure à celle du masque

#### IV.2.1.3.b ) Influence de l'intensité lumineuse

La figure IV.12 met en évidence l'influence de l'intensité lumineuse sur la fonction de corrélation. En effet, malgré une largeur du masque de corrélation qui correspond à celle de la bande blanche à détecter, la valeur maximum de  $C_{xy}(\tau)$  représente la position d'une zone d'ensoleillement et non pas la position de la bande blanche.

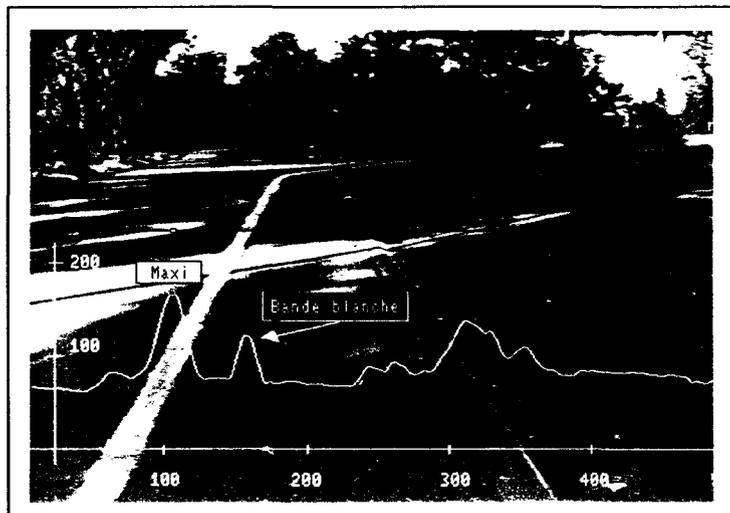


Figure IV.12 : Influence de l'intensité lumineuse sur la détection de la bande blanche

#### IV.2.1.3.c ) Conclusions

Les résultats font apparaître deux problèmes, à savoir :

- la difficulté à déterminer la largeur du masque de corrélation pour obtenir une bonne détection de la bande blanche. En effet, la largeur d'une bande blanche dépend d'une part

de sa projection perspective sur le plan image et d'autre part de l'orientation de cette bande blanche par rapport au robot mobile ( cf. figure IV.13 ).

- les perturbations dues aux variations d'intensité lumineuse ( niveaux de gris différents de l'asphalte, zones d'ombre et d'ensoleillement présentes sur la chaussée ) qui ne permettent plus d'utiliser les principes vus au § IV.2.1.1 pour déterminer la largeur et la position de la bande blanche sur la ligne vidéo considérée.

## IV.2.2 ) Etude de la largeur d'une bande blanche dans l'image

### IV.2.2.1 ) Présentation

La qualité de la détermination de la largeur d'une bande blanche dépend de la largeur du masque de corrélation utilisée. Mais, la largeur de la bande blanche dans le plan image est fonction de son orientation par rapport à l'axe de la caméra et de sa position dans l'image due à la projection perspective ( cf. figure IV.13 ).

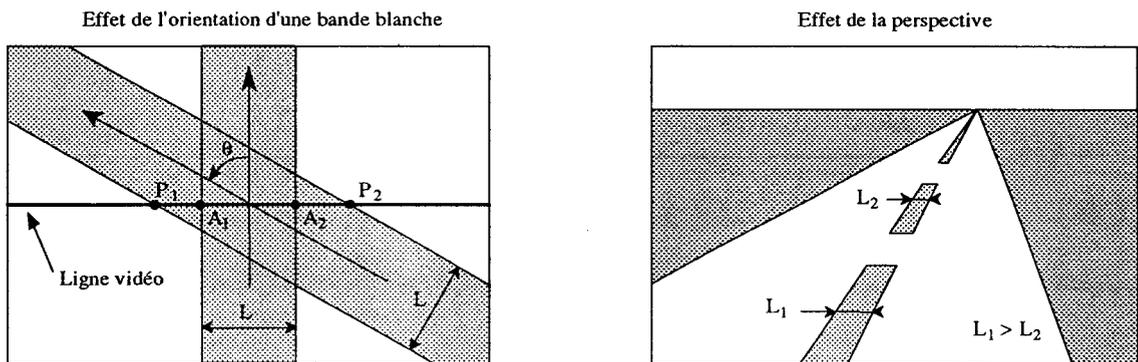


Figure IV.13 : Effets de la perspective et de l'orientation

En effet, pour une orientation  $\theta$  de la bande blanche par rapport à l'axe de la caméra, la largeur  $L$  matérialisée par les points  $A_1$  et  $A_2$  devient égale à la distance séparant les points  $P_1$  et  $P_2$ . La relation qui existe alors entre ces différents points est la suivante :

$$\overline{P_1.P_2} = \frac{\overline{A_1.A_2}}{\cos(\theta)} \quad \text{pour } -90^\circ < \theta < 90^\circ \quad (IV.6)$$

Le simulateur, décrit au chapitre III, permet de prévoir l'influence de l'effet de perspective sur la largeur dans l'image d'une bande blanche donnée pour une orientation déterminée. Or, à ce stade de l'étude, on ne connaît pas l'orientation de la bande blanche par rapport au robot mobile. Ainsi, il n'est pas possible d'utiliser les équations de passage du simulateur pour déterminer la largeur de la bande blanche dans l'image.

Pour résoudre ce problème, on va s'intéresser d'abord aux relations entre la largeur d'une bande blanche  $L_i$  et sa position  $(x_i, y_i)$  dans le repère image puis, aux relations entre la largeur d'une bande blanche  $L_i$  et son orientation  $\theta$  dans le repère image. Ensuite, on va constater qu'il est possible de modéliser simplement ces relations.

#### IV.2.2.2) Etude dans le repère $(L_i, X_i, Y_i)$

A partir des équations de passage établies au chapitre III (§ III.2.1), qui permettent, à partir des coordonnées réelles d'un point, de déterminer sa projection dans le repère image, (équations (IV.7) et (IV.8)), nous allons démontrer que pour une orientation  $\theta$  donnée, la largeur  $L_i$  d'une bande blanche dans l'image est d'une part indépendante de l'abscisse  $x_i$  et d'autre part fonction linéaire de l'ordonnée  $y_i$ .

$$x_i = \xi_x \cdot \left( \frac{\mu_x \cdot f \cdot x_r}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} - d_x \right) \quad (IV.7)$$

$$y_i = \xi_y \cdot \left( \frac{\mu_x \cdot f \cdot ((y_r - y_0) \cdot \cos(\alpha) + z_r \cdot \sin(\alpha))}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} - d_y \right) \quad (IV.8)$$

Soient :  $L_r$ , la largeur d'une bande blanche prédéfinie dans le repère réel et  $L_i$ , la largeur de la projection de la bande blanche dans le repère image définies par :

$$L_r = x_{r1} - x_{r2} = C^{te}$$

$$L_i = x_{i1} - x_{i2}$$

Avec :

$$y_{r1} = y_{r2} = y_r = C^{te}$$

$$z_{r1} = z_{r2} = z_r = C^{te}$$

L'équation (IV.7) devient :

$$x_{i1} - x_{i2} = \xi_x \cdot \left( \frac{\mu_x \cdot f \cdot (x_{r1} - x_{r2})}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} \right)$$

$$L_i = \mathfrak{S} \cdot L_r \quad \text{avec :} \quad \mathfrak{S} = \left( \frac{\xi_x \cdot \mu_x \cdot f}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} \right) \quad (IV.9)$$

Comme les valeurs de  $\mathfrak{S}$  et  $L_r$  sont constantes, on en déduit que la valeur de  $L_i$  est constante, ce qui revient à démontrer que la projection d'une bande blanche de largeur  $L_r$  suivant l'axe  $\bar{X}_r$  est constante le long de l'axe  $\bar{X}_i$  dans le plan image. En d'autres termes, sa largeur  $L_i$  est indépendante de sa position sur l'axe  $\bar{X}_i$ .

Pour démontrer que dans le plan image, la largeur  $L_i$  d'une bande blanche est fonction linéaire de l'ordonnée  $y_i$  pour une orientation  $\theta$  donnée, nous allons utiliser l'équation (III.3) établie au chapitre III ( § III.2.1) qui permet, à partir des coordonnées d'un point dans le repère image, de déterminer l'abscisse  $x_r$  de ce point dans le repère réel ( équations (IV.10) ).

$$x_r = \left( \frac{\xi_y \cdot \mu_y}{\xi_x \cdot \mu_x} \right) \cdot \left( \frac{(x_i + \xi_x \cdot d_x) \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \sin(\alpha))}{(y_i + \xi_y \cdot d_y) \cdot \cos(\alpha) - \xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot \sin(\alpha)} \right) \quad (IV.10)$$

Soient :  $L_r$ , la largeur d'une bande blanche dans le repère réel et  $L_i$ , la largeur de sa projection dans le repère image définies par :

$$L_r = x_{r1} - x_{r2} = C^{te}$$

$$L_i = x_{i1} - x_{i2}$$

Avec :

$$y_{r1} = y_{r2} = y_r = C^{te}$$

L'équation (IV.10) devient :

$$x_{r1} - x_{r2} = \left( \frac{\xi_y \cdot \mu_y}{\xi_x \cdot \mu_x} \right) \cdot \left( \frac{(x_{i1} - x_{i2}) \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \sin(\alpha))}{(y_i + \xi_y \cdot d_y) \cdot \cos(\alpha) - \xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot \sin(\alpha)} \right)$$

$$L_r = \left( \frac{\xi_y \cdot \mu_y}{\xi_x \cdot \mu_x} \right) \cdot \left( \frac{((y_r - y_0) - f \cdot \sin(\alpha))}{(\xi_y \cdot d_y \cdot \cos(\alpha) - \xi_y \cdot \mu_y \cdot f \cdot \sin(\alpha)) + y_i \cdot \cos(\alpha)} \right) \cdot L_i$$

$$L_i = a \cdot y_i + b \quad \text{avec :} \quad \begin{cases} a = \left( \frac{L_r \cdot \xi_x \cdot \mu_x \cdot \cos(\alpha)}{\xi_y \cdot \mu_y \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \sin(\alpha))} \right) = C^{te} \\ b = \left( \frac{L_r \cdot \xi_x \cdot \mu_x \cdot (d_y \cdot \cos(\alpha) - \mu_y \cdot f \cdot \sin(\alpha))}{\mu_y \cdot ((y_r - y_0) - f \cdot \sin(\alpha))} \right) = C^{te} \end{cases} \quad (IV.11)$$

Ainsi, l'équation (IV.11) met en évidence que largeur  $L_i$  d'une bande blanche dans le plan image est bien une fonction linéaire qui dépend de l'ordonnée  $y_i$ .

Maintenant, en utilisant les équations de passage, il est possible de représenter, dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{X}_i, \bar{Y}_i))$ , la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de sa position  $(x_i, y_i)$  dans le repère image pour une largeur de bande réelle  $L_r$  déterminée et une orientation  $\theta$  donnée.

Les résultats des figures IV.14 à IV.16 sont obtenus pour une valeur de  $\theta$  égale à 0 degré et pour une bande blanche de 12 cm de large (largeur la plus couramment utilisée). On constate effectivement que la largeur  $L_i$  de la bande blanche est une fonction linéaire de l'ordonnée  $y_i$  (cf. figure IV.15) et qu'elle est indépendante de l'abscisse  $x_i$  (cf. figure IV.16).

La figure IV.14 montre que les variations de la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction des deux variables  $x_i$  et  $y_i$  suivent un modèle linéaire qui se traduit par un graphe plan.

La figure IV.15 visualise la projection de la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de  $(x_i, y_i)$  dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{X}_i))$ . On remarque que pour des valeurs de  $y_i$  inférieures ou égales à 91 pixels, la largeur de la bande blanche est nulle car elle est située au-dessus de la ligne de l'horizon. Par contre, pour des valeurs de  $y_i$  supérieures à 91 pixels, la largeur de la bande blanche varie linéairement et est comprise entre 0 pixel et 32 pixels.

La figure IV.16 visualise la projection de la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de  $(x_i, y_i)$  dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{X}_i))$ , ce qui permet de constater que la largeur de la bande blanche est constante quelle que soit sa position suivant l'axe  $\bar{X}_i$ . Ainsi, la variable  $x_i$  n'intervient pas dans la largeur de la bande blanche.

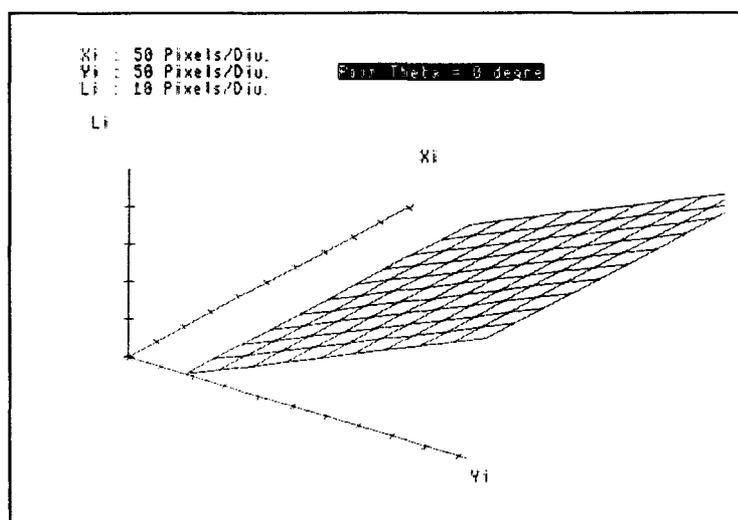


Figure IV.14 : Valeur de la largeur d'une bande dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{X}_i, \bar{Y}_i))$

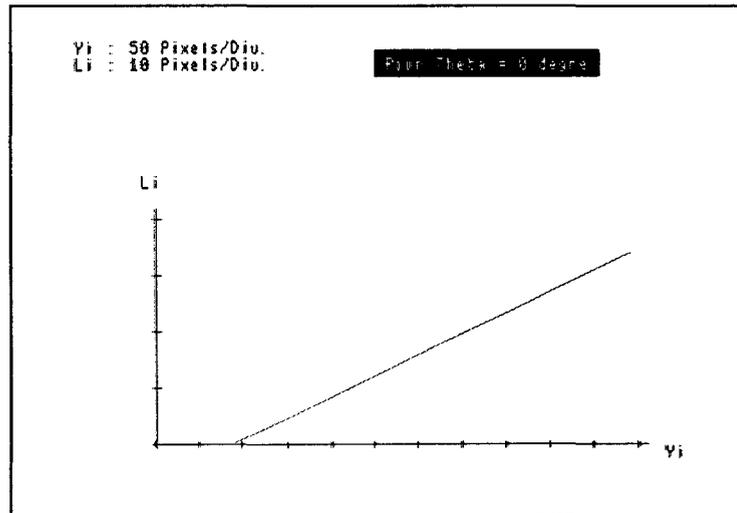


Figure IV.15 : Valeur de la largeur d'une bande blanche dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{Y}_i))$

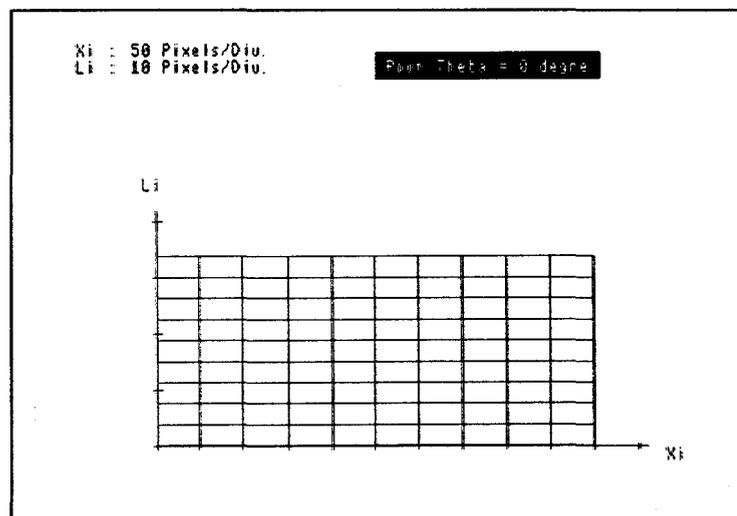


Figure IV.16 : Valeur de la largeur d'une bande blanche dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{X}_i))$

En utilisant la même démarche, on obtient des résultats similaires pour différentes valeurs de  $\theta$ . La seule différence est l'intervalle des valeurs de  $L_i$  qui change en fonction de l'orientation  $\theta$  choisie. A titre d'exemple, voir la figure IV.17.

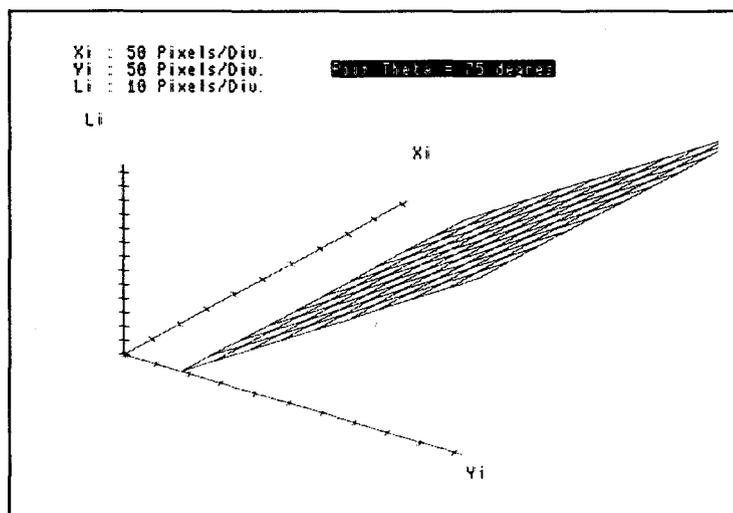


Figure IV.17 : Valeur de la largeur d'une bande dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{X}_i, \bar{Y}_i))$

En conclusion, comme la variable  $x_i$  n'intervient pas dans la largeur de la bande blanche, nous allons reprendre l'étude en analysant les variations de la largeur  $L_i$  en fonction de  $\theta$  plutôt qu'en fonction de  $x_i$ .

**IV.2.2.3) Etude dans le repère  $(L_i, \Theta, Y_i)$**

Dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\Theta}, \bar{Y}_i))$ , on utilise tous les paramètres qui interviennent dans la largeur de la bande blanche. Les résultats obtenus permettent de visualiser la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de la variable  $y_i$  qui correspond à l'axe vertical sur l'image et de la variable  $\theta$  qui représente l'orientation de la bande blanche par rapport à l'axe de la caméra.

Le résultat de la figure IV.18 est obtenu pour une bande blanche de 12 cm de large ( largeur la plus couramment utilisée ). On constate que plus la bande blanche est proche du robot mobile, plus la largeur de cette bande dépend de son orientation  $\theta$ .

La figure IV.19 visualise la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de  $\theta$  et  $y_i$  dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\Theta}))$ . Elle montre une symétrie par rapport à l'axe  $\bar{L}_i$ . En effet, à partir de l'équation (IV.6) présentée au § IV.2.2.1, on obtient :

$$L_i = \frac{(L_i)_0}{\text{Cos}(\theta)} = \frac{(L_i)_0}{\text{Cos}(-\theta)} \quad \text{pour } -90^\circ < \theta < 90^\circ$$

$(L_i)_0$  correspond à la largeur de la bande blanche dans le plan image pour  $\theta$  égale à 0 degré.

La figure IV.20 visualise la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de  $\theta$  et  $y_i$  dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{Y}_i))$ . La variation linéaire de la largeur  $L_i$  de la bande blanche en fonction de  $y_i$  pour une valeur donnée de  $\theta$  est conforme à l'un des résultats du § IV.2.2.2.

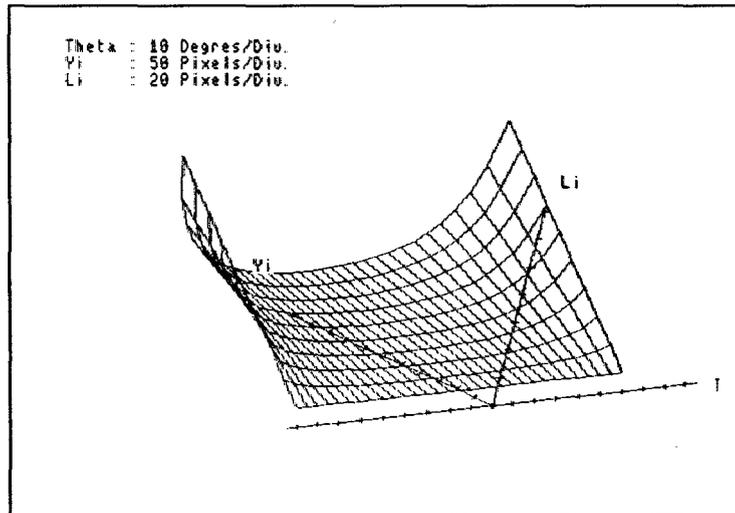


Figure IV.18 : Valeur de la largeur d'une bande dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\Theta}, \bar{Y}_i))$

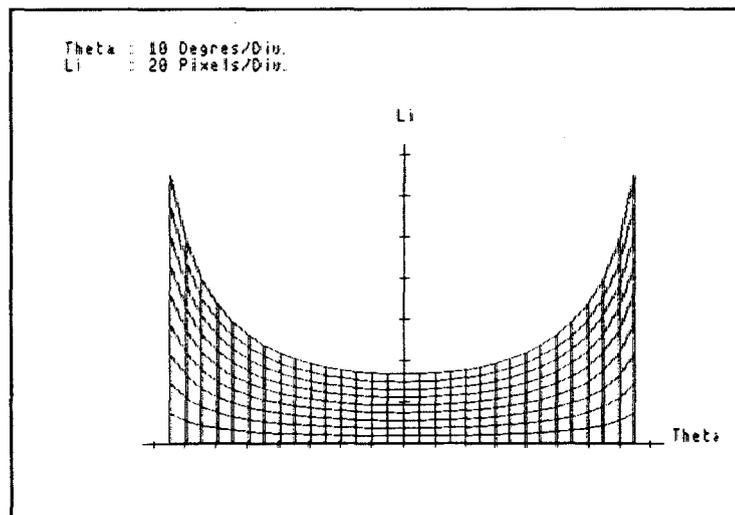


Figure IV.19 : Valeur de la largeur d'une bande blanche dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\Theta}))$

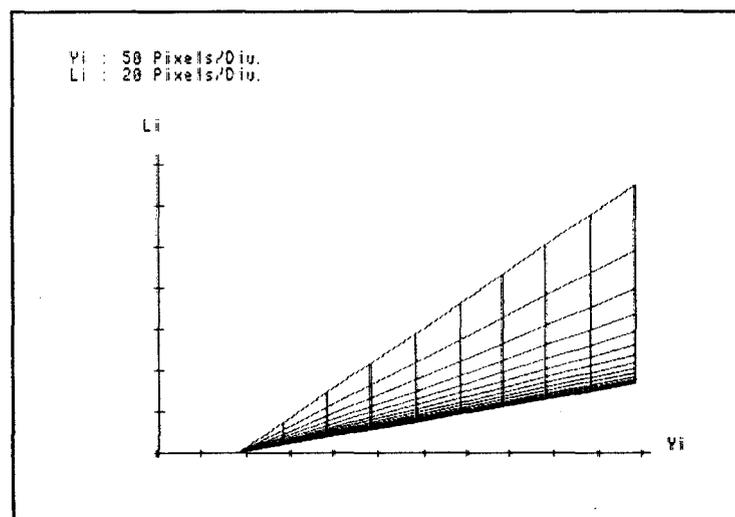


Figure IV.20 : Valeur de la largeur d'une bande blanche dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{Y}_i))$

#### IV.2.2.4 ) Modélisation de la largeur d'une bande blanche

En résumé, on a constaté que la largeur de la bande blanche est fonction de deux paramètres  $\theta$  et  $y_i$ . En examinant les figures IV.18 à IV.20, on observe que la largeur de la bande blanche dans le repère image dépend fortement de la variable  $\theta$  lorsqu'elle est proche du robot mobile, c'est-à-dire quand elle est située dans le bas de l'image. Par contre, au loin, cet effet est quasiment nul.

Dans la pratique, une bande blanche située à proximité du robot mobile ( jusqu'à 3 mètres devant le robot ) ne peut pas dépasser un certain intervalle d'orientation par rapport à celui-ci. En effet, le rayon de braquage du robot mobile est limité mécaniquement. Dans le cas où une bande blanche présenterait une valeur de  $\theta$  trop importante, le robot mobile ne pourrait pas se remettre dans l'axe de la bande blanche car la chaussée n'est pas assez large pour une telle manoeuvre !

Ainsi, compte tenu des remarques précédentes, il est possible de restreindre l'intervalle d'étude de la variable  $\theta$ . Les figures IV.21 à IV.23 mettent en évidence la zone utile ( la surface foncée ) qui correspond à cet intervalle d'étude. Les valeurs de  $\theta$  sont comprises entre -40 degrés et +40 degrés pour une bande blanche située juste devant le robot mobile et entre -75 degrés et +75 degrés pour une bande blanche située près de la ligne de l'horizon.

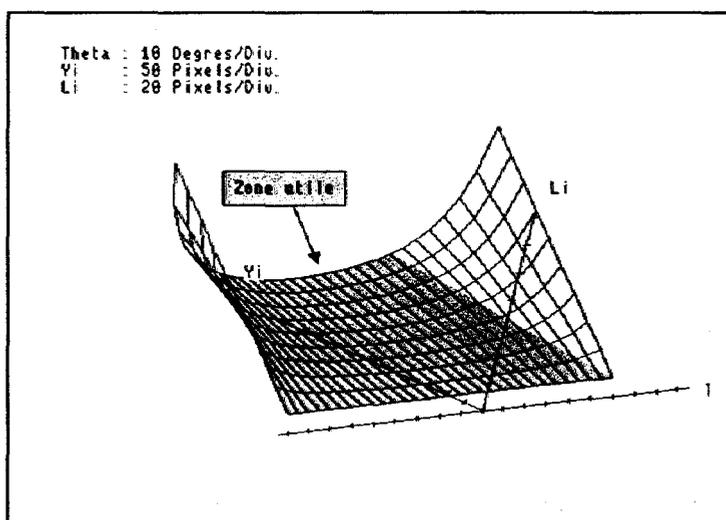


Figure IV.21 : Représentation de la zone utile dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\theta}, \bar{Y}_i))$

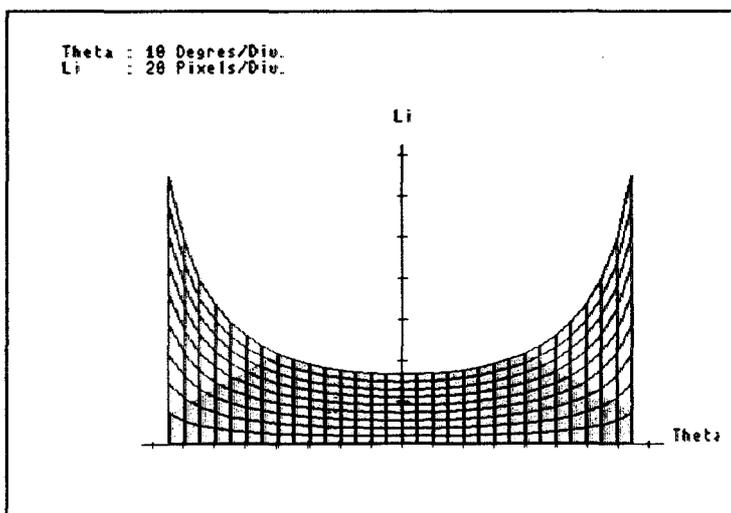


Figure IV.22 : Représentation de la zone utile dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\Theta}))$

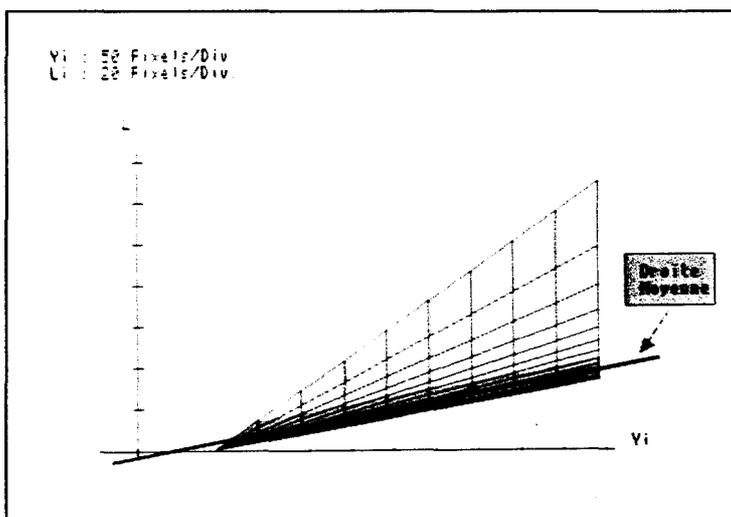


Figure IV.23 : Modélisation de la zone utile dans le plan  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{Y}_i))$

Sur la figure IV.23, on remarque que la zone utile n'est pratiquement plus fonction de la variable  $\theta$ , c'est-à-dire que cette zone située dans le repère  $(O_i, (\bar{L}_i, \bar{\Theta}, \bar{Y}_i))$  peut être assimilée à un plan. Cette remarque permet d'éliminer la variable  $\theta$  et d'exprimer ainsi la largeur de la bande blanche uniquement en fonction de la variable  $y_i$ . On peut ainsi proposer un modèle linéaire obtenu par la méthode des moindres carrés détaillée à l'annexe C. Il a pour expression :

$$L_i = (0,0853 \cdot y_i) - 6,7 \tag{IV.12}$$

avec :

$y_i$  : valeur correspondant à la position suivant l'axe vertical de l'image,

$L_i$  : valeur exprimée en pixels de la largeur dans l'image d'une bande blanche de 12 cm de large.

Le modèle de l'équation (IV.12) a l'inconvénient de n'être applicable que pour une bande blanche de 12 cm de large. Ainsi, pour rendre ce modèle fonction de la largeur d'une bande blanche dans le repère réel, on va démontrer que la largeur d'une bande blanche dans l'image (exprimée en pixels) est directement proportionnelle à la largeur de la bande blanche sur la chaussée (exprimée en cm). En fait, il suffit de reprendre l'étude faite au § IV.2.2.2 qui démontrait que la largeur  $L_i$  d'une bande blanche était indépendante de sa position sur l'axe  $\bar{X}_i$  (équation (IV.13))

$$x_{i1} - x_{i2} = \xi_x \cdot \left( \frac{\mu_x \cdot f \cdot (x_{r1} - x_{r2})}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} \right) \quad (IV.13)$$

$$L_i = \mathfrak{S} \cdot L_r \quad \text{avec} \quad \mathfrak{S} = \left( \frac{\xi_x \cdot \mu_x \cdot f}{f - (y_r - y_0) \cdot \sin(\alpha) + z_r \cdot \cos(\alpha)} \right)$$

Cette équation montre aussi qu'effectivement la largeur  $L_i$  de la bande blanche dans le plan image est proportionnelle à la largeur  $L_r$  de la bande blanche dans le repère réel et qu'il devient possible de mettre en facteur la largeur  $L_r$  de la bande blanche. Le modèle précédent (équation (IV.12)) devient alors :

$$L_i = L_r \cdot ((0,00711 \cdot y_i) - 0,559) \quad (IV.14)$$

L'utilisation de ce modèle doit se faire dans les conditions suivantes :

- la scène est supposée plane et sans inclinaison par rapport au robot mobile,
- la caméra doit être positionnée à 1 mètre du sol avec un angle  $\alpha$  de 15 degrés et un objectif de distance focale de 8,5 mm,
- Les valeurs de l'orientation  $\theta$  sont comprises entre  $\pm 40$  degrés pour une bande blanche située juste devant le robot mobile et  $\pm 75$  degrés pour une bande blanche située près de la ligne de l'horizon.

Dans ces conditions, le modèle permet de déterminer rapidement la largeur  $L_i$  d'une bande blanche dans l'image en fonction de sa largeur réelle  $L_r$  et de sa position verticale  $y_i$  dans l'image. Ainsi, pour détecter une bande blanche dans l'image, il suffit simplement d'utiliser un masque de corrélation ayant une largeur  $L_i$ .

### IV.2.3 ) Conclusion

Nous avons présenté la méthode de corrélation classique pour détecter la signalisation horizontale dans l'image. Les résultats ont fait apparaître deux problèmes.

- le premier est lié à la méthode de détection qui utilise un masque de corrélation pour déterminer la position d'une bande blanche présente dans l'image. La largeur du masque de corrélation doit être identique à la largeur de la bande blanche dans le plan image pour assurer une bonne localisation de celle-ci. Mais, comme cette largeur dépend de la position et de l'orientation de cette bande blanche, il n'est pas possible de déterminer la largeur du masque de corrélation. Pour résoudre ce problème, nous avons modélisé la largeur d'une bande blanche dans l'image. Cette modélisation permet, à partir de la largeur réelle de la bande blanche et de sa position verticale dans l'image, de déterminer sa largeur dans cette image et par conséquent celle du masque de corrélation à utiliser pour la détecter.
- le deuxième problème est la dépendance de la méthode de corrélation vis-à-vis des variations de l'intensité lumineuse dans l'image. Par exemple, lorsque des zones d'ombre ou d'ensoleillement sont présentes dans l'image, la méthode ne permet plus de détecter correctement la bande blanche. Ce problème va nécessiter de mettre en oeuvre une nouvelle méthode pour améliorer la détection par la corrélation classique.

### IV.3) DETECTION PAR LA DIFFERENCE DE DEUX CORRELATIONS

La méthode de corrélation classique vue au § IV.2 fournit une information qui correspond en fait à une somme d'intensités lumineuses ( équation (IV.15) ).

$$C_{xy}(k) = \sum_{j=0}^m x(j+k - \frac{m}{2}) \quad (IV.15)$$

où  $m$  correspond à la largeur du masque de corrélation et où  $x(j+k - \frac{m}{2})$  est le niveau de gris du pixel de rang  $(j+k - \frac{m}{2})$  sur la ligne vidéo considérée.

Cette somme, liée à la largeur du masque utilisé pour une ligne vidéo considérée, a l'inconvénient d'être dépendante des variations parasites de l'intensité lumineuse dues à la présence de zones d'ombre et/ou d'ensoleillement dans l'image, à la réflexion de la lumière sur une route mouillée, au passage de nuages modifiant l'éclairage de la scène, etc...

Ces variations peuvent perturber la scène de deux manières différentes, soit localement, par exemple dans le cas de zones d'ombre et d'ensoleillement qui modifient localement l'éclairage de la scène, soit globalement, par exemple dans le cas de passages nuageux qui modifient l'éclairage général de la scène. Ces deux types de perturbations rendent difficile la détection des bandes blanches dans l'image.

Le principe retenu pour limiter les variations parasites de l'intensité lumineuse est très simple. Il part de la constatation que si la fonction de corrélation est dépendante des variations parasites de l'intensité lumineuse, il suffit de recalculer pour la même ligne vidéo une deuxième fonction de corrélation utilisant une largeur de masque de corrélation différente de la précédente. Cette deuxième fonction va dépendre des mêmes variations parasites. Ensuite, il suffit de faire la différence entre ces deux fonctions de corrélations pour obtenir une nouvelle fonction de corrélation indépendante des variations parasites de l'intensité lumineuse. Ce principe est appelé : détection par différence de deux fonctions de corrélation.

### IV.3.1 ) Principe de la différence de deux corrélations

Comme pour la méthode de corrélation classique, nous allons prendre le cas d'un signal rectangulaire, mais qui présente une composante continue d'amplitude  $A_1$  afin de se rapprocher d'une courbe réelle de niveaux de gris ( voir § IV.2.1.3.a, figure IV.8 ). Ainsi, la représentation de ce signal rectangulaire est définie par les relations suivantes :

$$x(t) = \begin{cases} A + A_1 & \text{pour } -\eta < t < +\eta \\ A_1 & \text{pour } |t| \geq \eta \end{cases}$$

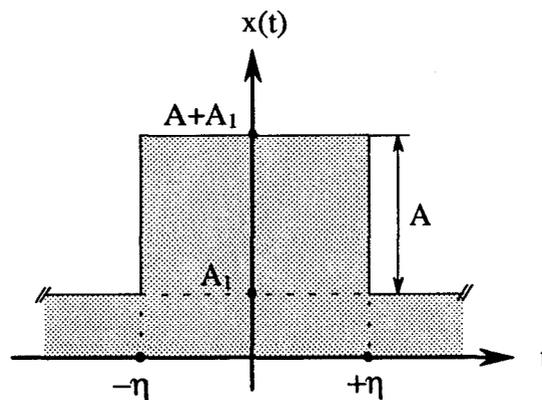


Figure IV.24 : Courbe des niveaux de gris d'une bande blanche

Pour obtenir la différence de deux corrélations, il est nécessaire d'utiliser deux masques de corrélation différents. Soit la fonction  $y_a(t)$  qui représente un masque de corrélation identique à la largeur de la bande blanche à détecter et soit la fonction  $y_b(t)$  qui représente un masque de corrélation qui est choisi plus large que la bande blanche ( cf. figure IV.25 ). Le choix de la largeur de ce masque sera justifié par la suite. Ces deux fonctions sont deux signaux rectangulaires comparables à  $x(t)$  et elles sont définies par les relations suivantes :

$$y_a(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } -\psi_a < t < +\psi_a \\ 0 & \text{pour } |t| \geq \psi_a \end{cases} \quad \text{et} \quad y_b(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } -\psi_b < t < +\psi_b \\ 0 & \text{pour } |t| \geq \psi_b \end{cases}$$

avec  $\begin{cases} \psi_a < \psi_b \\ \psi_a = \eta \end{cases}$

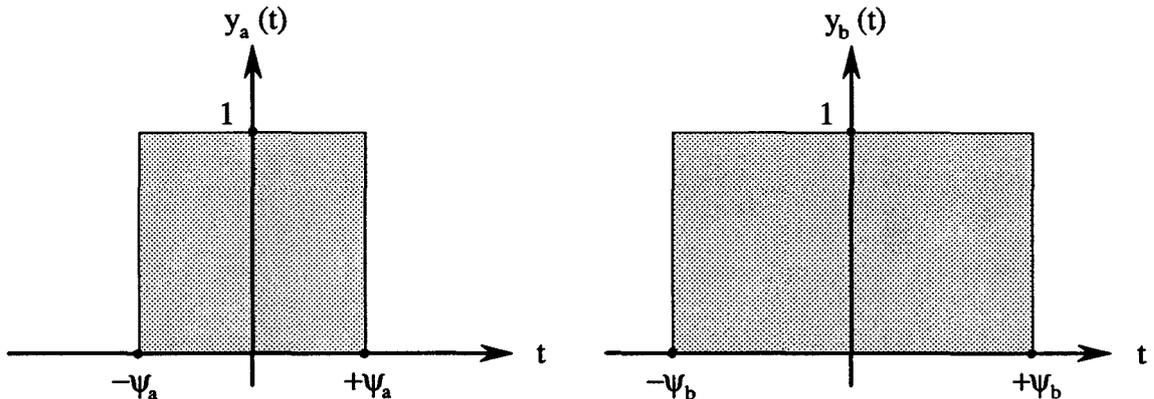


Figure IV.25 : Masques de corrélation pour réaliser la différence de deux corrélations

En utilisant l'expression de la fonction de corrélation vue au § IV.2.1.1, on obtient, pour ces deux masques, les fonctions suivantes :

$$\begin{aligned} C_a(\tau) &= 2 \cdot A_1 \cdot \psi_a + A_1 \cdot (2 \cdot \psi_a - |\tau|) & \text{pour } |\tau| < 2 \cdot \psi_a \\ C_a(\tau) &= 2 \cdot A_1 \cdot \psi_a & \text{pour } |\tau| \geq 2 \cdot \psi_a \end{aligned}$$

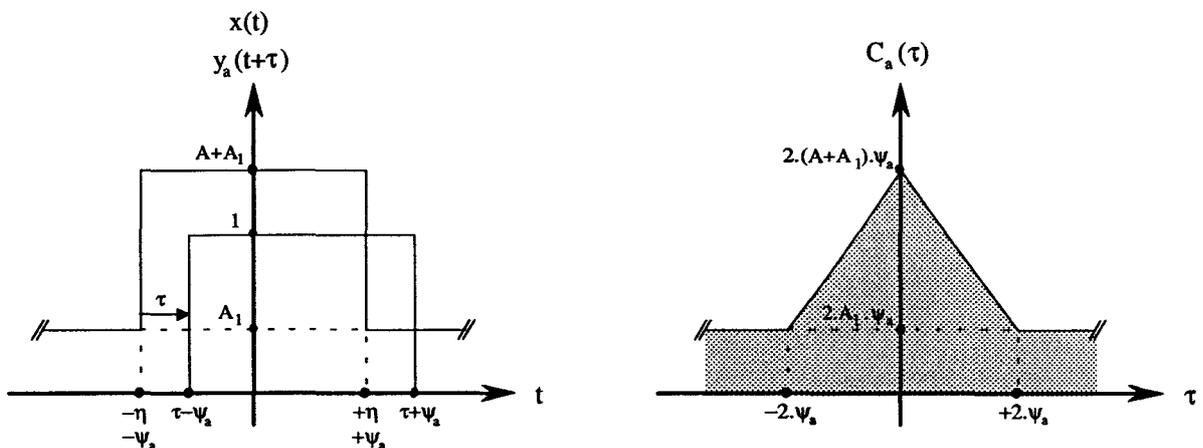


Figure IV.26 : Résultats de la corrélation dans le cas où  $\eta = \psi_a$

$$\begin{aligned}
 C_b(\tau) &= 2 \cdot A_1 \cdot \psi_b + 2 \cdot A \cdot \eta && \text{pour } |\tau| \leq \psi_b - \eta \\
 C_b(\tau) &= 2 \cdot A_1 \cdot \psi_b + A \cdot (\psi_b + \eta - |\tau|) && \text{pour } \psi_b - \eta < |\tau| < \psi_b + \eta \\
 C_b(\tau) &= 2 \cdot A_1 \cdot \psi_b && \text{pour } |\tau| \geq \psi_b + \eta
 \end{aligned}$$

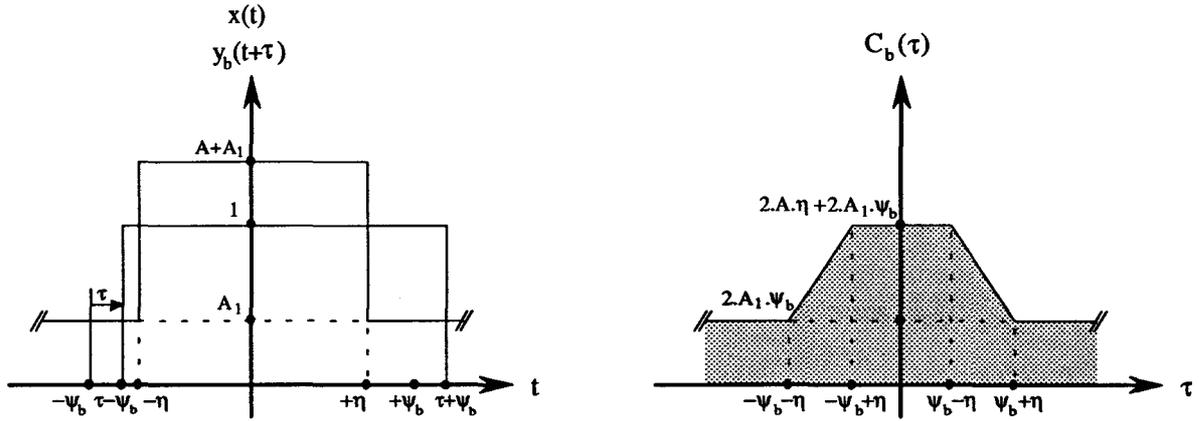


Figure IV.27 : Résultats de la corrélation dans le cas où  $\eta < \psi_b$

On constate que le signal  $x(t)$  fait apparaître dans les deux fonctions de corrélation une composante continue :  $2 \cdot A_1 \cdot \psi_a$  pour  $C_a(\tau)$  et  $2 \cdot A_1 \cdot \psi_b$  pour  $C_b(\tau)$ . De plus, les amplitudes de ces deux fonctions de corrélation  $C_a(\tau)$  et  $C_b(\tau)$  sont fonctions de la largeur de leur masque de corrélation. Ainsi, avant de réaliser la différence de ces deux fonctions, il est nécessaire de les *normaliser*, c'est-à-dire de les diviser par la largeur respective de leur masque de corrélation. La nouvelle fonction de corrélation obtenue par différence des deux fonctions  $C_a(\tau)$  et  $C_b(\tau)$  normalisées, est alors la suivante :

$$C_{xy}(\tau) = \left( \frac{C_a(\tau)}{2 \cdot \psi_a} \right) - \left( \frac{C_b(\tau)}{2 \cdot \psi_b} \right) \tag{IV.16}$$

L'étude de cette nouvelle fonction de corrélation nécessite de distinguer deux cas :  $\psi_b > 3 \cdot \psi_a$  et  $\psi_a \leq \psi_b \leq 3 \cdot \psi_a$ , le cas où  $\psi_b < \psi_a$  ne présentant aucun intérêt.

**IV.3.1.1) Cas où  $\psi_b > 3 \cdot \psi_a$**

A partir de l'équation (IV.15), on obtient la fonction de corrélation suivante :

$$\begin{aligned}
 C_{xy}(\tau) &= A \cdot \left( 1 - \frac{\psi_a}{\psi_b} - \frac{|\tau|}{2 \cdot \psi_a} \right) && \text{pour } |\tau| \leq 2 \cdot \psi_a \\
 C_{xy}(\tau) &= -A \cdot \left( \frac{\psi_a}{\psi_b} \right) && \text{pour } 2 \cdot \psi_a \leq |\tau| \leq \psi_b - \psi_a \\
 C_{xy}(\tau) &= -\frac{A}{2} \cdot \left( 1 + \frac{\psi_a}{\psi_b} - \frac{|\tau|}{\psi_b} \right) && \text{pour } \psi_b - \psi_a < |\tau| < \psi_b + \psi_a \\
 C_{xy}(\tau) &= 0 && \text{pour } |\tau| \geq \psi_b + \psi_a
 \end{aligned}$$

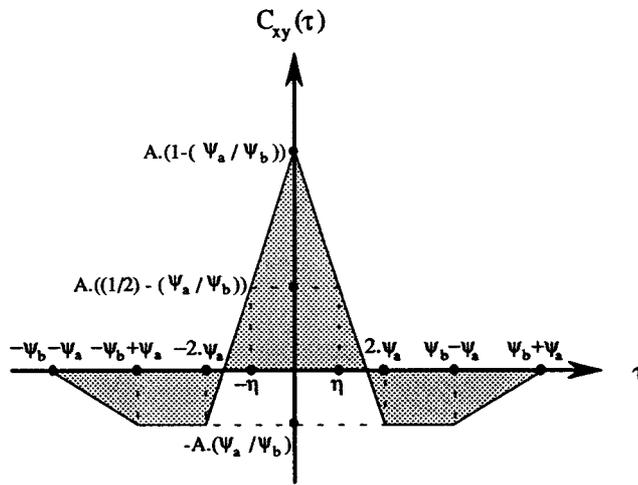


Figure IV.28 : Différence de deux fonctions de corrélation dans le cas où  $\psi_b > 3 \cdot \psi_a$ .

On constate que cette fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  ne dépend plus du paramètre  $A_1$  qui correspond à la modélisation d'une intensité lumineuse parasite dans l'image. Elle présente aussi un maximum pour une valeur de  $\tau$  égale à 0. Il servira par la suite à déterminer la position de la bande blanche sur la ligne vidéo analysée. De plus, on remarque que lorsque la largeur du masque de la fonction  $y_b(t)$  devient très grand par rapport à celle de la fonction  $y_a(t)$ , la fonction de corrélation devient identique à la fonction de corrélation classique vue au § IV.2.1.1.a.

Il serait possible de déterminer la largeur de la bande blanche qui est égale à  $2 \cdot \eta$ , à partir de l'équation (IV.17) et à condition de connaître la valeur du paramètre A. Or, dans la pratique, ce paramètre n'est pas accessible !

$$A \cdot \left( \frac{1}{2} - \frac{\psi_a}{\psi_b} \right) = C_{xy}(+\eta) = C_{xy}(-\eta) \tag{IV.17}$$

**IV.3.1.2) Cas où  $\psi_a \leq \psi_b \leq 3 \cdot \psi_a$**

A partir de l'équation (IV.16), on obtient la fonction de corrélation suivante :

$$\begin{aligned}
 C_{xy}(\tau) &= A \cdot \left( 1 - \frac{\psi_a}{\psi_b} - \frac{|\tau|}{2 \cdot \psi_a} \right) && \text{pour } |\tau| \leq \psi_b - \psi_a \\
 C_{xy}(\tau) &= \frac{A}{2} \cdot \left( 1 - \frac{\psi_a}{\psi_b} - |\tau| \cdot \left( \frac{1}{\psi_a} - \frac{1}{\psi_b} \right) \right) && \text{pour } \psi_b - \psi_a \leq |\tau| \leq 2 \cdot \psi_a \\
 C_{xy}(\tau) &= -\frac{A}{2} \cdot \left( 1 + \frac{\psi_a}{\psi_b} - \frac{|\tau|}{\psi_b} \right) && \text{pour } 2 \cdot \psi_a < |\tau| < \psi_b + \psi_a \\
 C_{xy}(\tau) &= 0 && \text{pour } |\tau| \geq \psi_b + \psi_a
 \end{aligned}$$

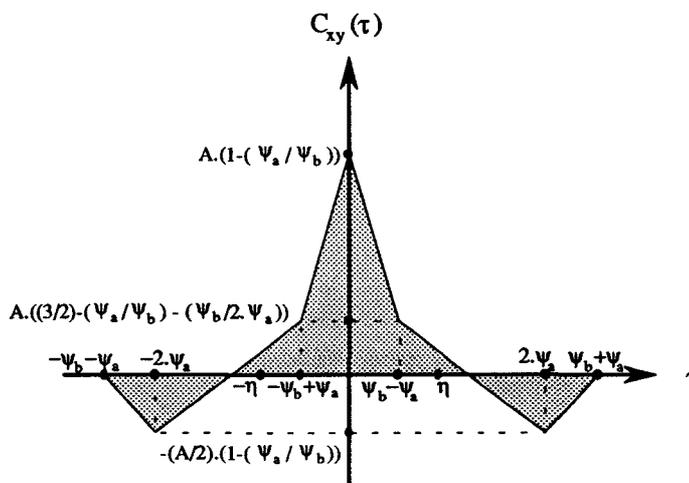


Figure IV.29 : Différence de deux fonctions de corrélation dans le cas où  $\psi_a \leq \psi_b \leq 3 \cdot \psi_a$

On constate que cette fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  ne dépend plus du paramètre  $A_1$ . Elle présente aussi un maximum pour la valeur de  $\tau$  égale à 0. Il est intéressant de remarquer que lorsque la largeur du masque de la fonction  $y_b(t)$  tend vers à celle de la fonction  $y_a(t)$ , le pic de la fonction  $C_{xy}(\tau)$  tend à disparaître et la fonction devient nulle.

### IV.3.1.3 ) Conclusions

Dans la pratique, il est nécessaire de choisir la largeur du masque de corrélation de la fonction  $y_b(t)$  la plus appropriée pour détecter les bandes blanches sur une ligne vidéo donnée. En effet, l'étude de la différence de deux corrélations nous montre que le choix de la largeur du masque de corrélation de la fonction  $y_b(t)$  par rapport à celle de la fonction  $y_a(t)$  agit directement sur les propriétés de la fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$ .

Lorsque  $\psi_a \leq \psi_b \leq 3 \cdot \psi_a$ , le pic de la fonction de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  n'est pas maximum. En effet, lorsque la valeur  $\psi_b$  tend vers la valeur de  $\psi_a$ , celle de  $C_{xy}(0)$  tend vers zéro. Ainsi, la détection des bandes blanches devient médiocre. On choisira donc  $\psi_b > 3 \cdot \psi_a$ .

Lorsque  $\psi_b \gg 3.\psi_a$ , on constate que pour des perturbations locales de l'intensité lumineuse, des détections parasites apparaissent ( cf. figure IV.30 ). Pour éviter ces détections parasites, il faut choisir une largeur de masque de corrélation inférieure à la largeur de la perturbation.

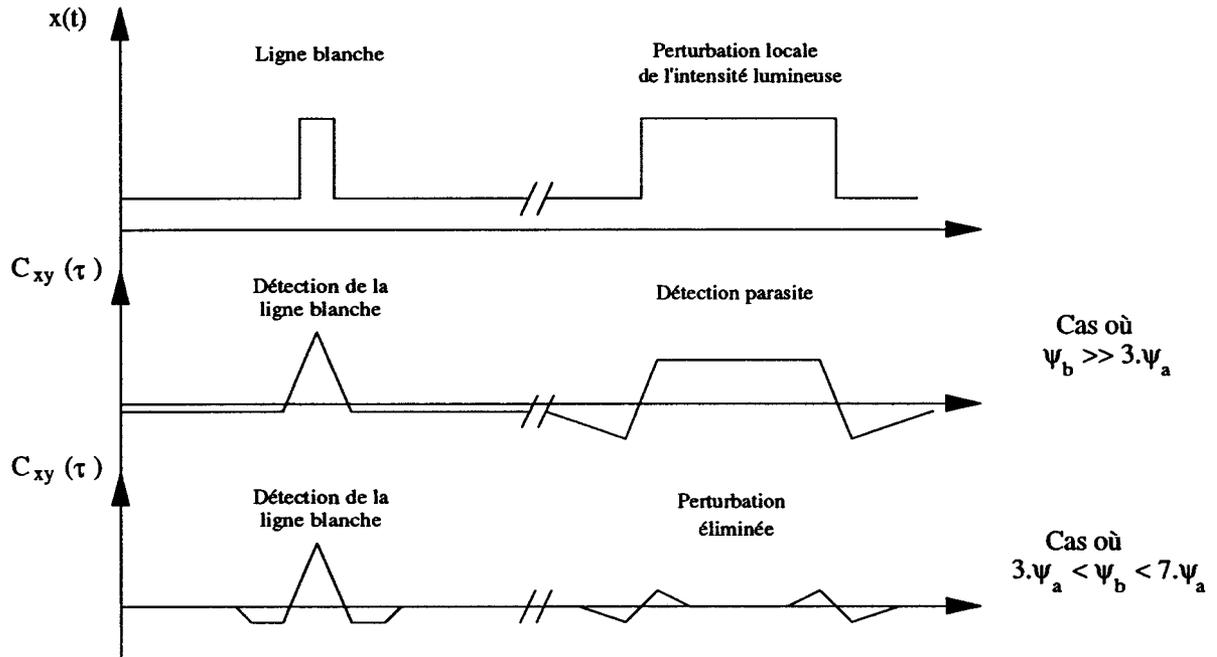


Figure IV.30 : Influence des perturbations locales sur la détection

Dans la pratique, les meilleurs résultats ont été obtenus pour une valeur de  $\psi_b$  comprise entre  $3.\psi_a$  et  $7.\psi_a$  ( cf. figure IV.30 ).

### IV.3.2 ) Procédure de détections multiples

Avant d'appliquer le principe de la différence de deux corrélations pour détecter la présence de bandes blanches dans une image réelle, il est nécessaire de définir une procédure qui puisse prendre en compte des détections multiples sur la ligne vidéo analysée. Dans le cas où plusieurs bandes blanches sont présentes, la procédure doit permettre de déterminer à partir de la fonction de corrélation leurs différentes positions.

Pour définir cette procédure, nous allons nous appuyer sur l'exemple de la figure IV.31 qui représente le résultat de la différence de deux corrélations.

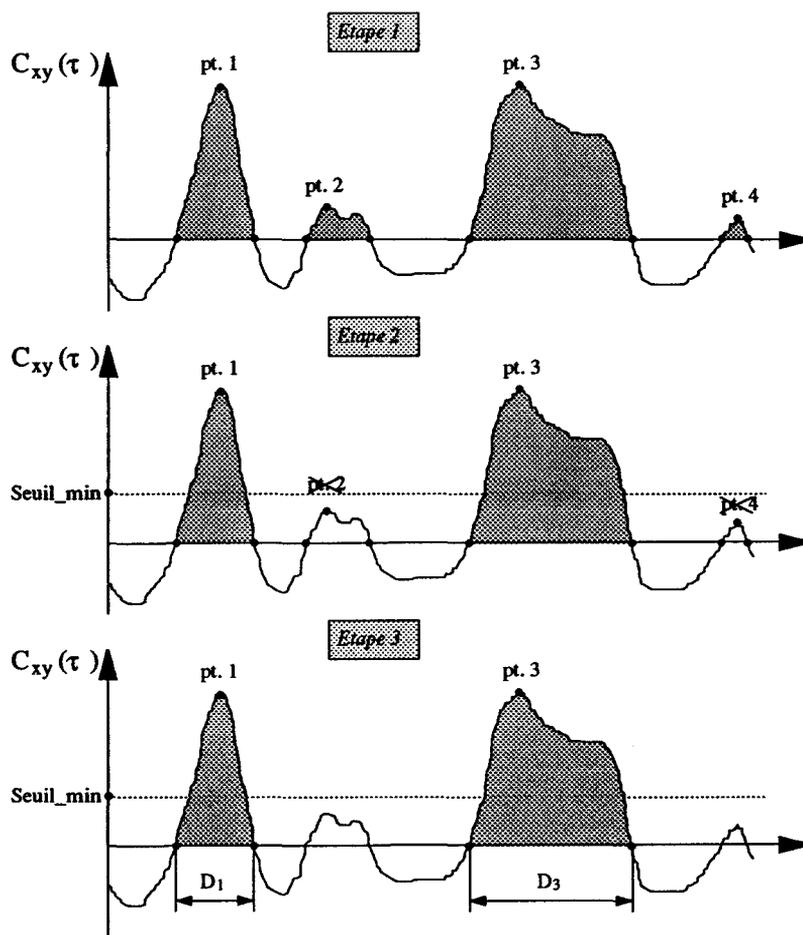


Figure IV.31 : Principe de la détection multiple

La première étape consiste à déterminer les différents pics de corrélation présents dans la courbe. Ils indiquent en fait que des zones claires se démarquent du sol et celles-ci peuvent correspondre à des bandes blanches. En détectant les passages par zéro, il est possible de déterminer tous les pics présents dans la courbe, notamment les points 1, 2, 3 et 4 représentés sur la figure IV.31.

La deuxième étape consiste à éliminer les pics non représentatifs en utilisant un seuil minimum de détection ( *Seuil\_min* ). Ce seuil est choisi fixe car la fonction de corrélation est indépendante de l'intensité lumineuse. Ainsi, à la figure IV.31, les points 2 et 4 sont éliminés.

La troisième étape consiste à déterminer si les pics restants correspondent effectivement à la détection de bandes blanches. Au § IV.3.1.1, on a montré qu'il n'est pas possible de retrouver la largeur de la bande blanche à partir de la fonction de corrélation car cette largeur est fonction d'un paramètre qui n'est pas accessible dans la pratique (équation (IV.17)). Cependant, si on s'intéresse à la distance qui sépare les deux passages par zéro de la fonction de corrélation de la figure IV.32, on obtient :

$$C_{xy}(\tau) = A \cdot \left( 1 - \frac{\psi_a}{\psi_b} - \frac{|\tau|}{2 \cdot \psi_a} \right) \quad \text{pour } |\tau| \leq 2 \cdot \psi_a \quad (IV.18)$$

$$C_{xy}(\tau) = 0 \quad \text{si } \tau = \pm 2 \cdot \psi_a \cdot \left( 1 - \frac{\psi_a}{\psi_b} \right)$$

$$D_t = 4 \cdot \psi_a \cdot \left( 1 - \frac{\psi_a}{\psi_b} \right) \quad (IV.19)$$

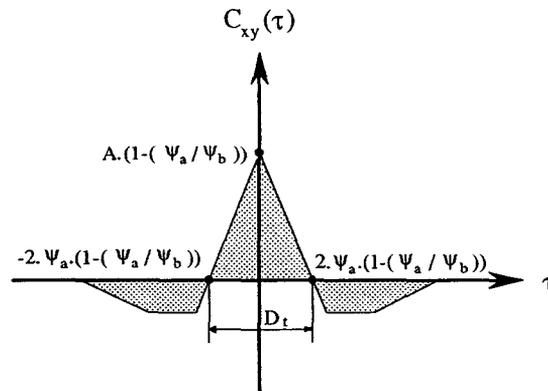


Figure IV.32 : Calcul de la distance théorique  $D_t$  par les passages par zéro de la fonction de corrélation

On remarque que la distance  $D_t$  est fonction uniquement de la largeur des deux masques de corrélation. Ainsi, il devient possible de comparer cette distance théorique à des distances obtenues à partir d'une fonction de corrélation réelle, notamment, les distances  $D_1$  et  $D_2$  de la figure IV.31. L'écart entre la distance théorique  $D_t$  et la distance mesurée  $D_m$  est exprimée en pour-cent par la relation suivante :

$$V = \left( \frac{|D_m - D_t|}{D_t} \right) \cdot 100 \quad (IV.20)$$

Ainsi, à partir de l'équation (IV.20), nous pouvons comparer la valeur  $V$  par rapport à un seuil  $V_s$  choisi de façon à éliminer les pics non représentatifs. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir un seuil  $V_s$  compris entre 10% et 30%.

### IV.3.3 ) Analyse des résultats

Maintenant, nous allons appliquer le principe de la différence de deux corrélations pour détecter la présence d'une bande blanche dans une image réelle. La différence de deux corrélations impose de connaître a priori la largeur réelle de la bande blanche à détecter, de manière à pouvoir déterminer par l'intermédiaire du modèle présenté au § IV.2.2.4 équation (IV.14), les deux masques de corrélation qui correspondent aux fonctions  $y_a(t)$  et  $y_b(t)$  de la figure IV.25. On rappelle que la fonction  $y_b(t)$  est choisie de façon à satisfaire la relation suivante :  $3 \cdot \psi_a < \psi_b < 7 \cdot \psi_a$ , ( voir § IV.3.1.3 ).

On va d'abord s'intéresser à une image présentant différentes largeurs de bandes blanches, notamment un passage pour piétons ( cf. figure IV.33 ). Sur cette figure sont représentées deux zones étudiées ( lignes vidéo en noir ) ainsi que les détections obtenues ( points blanc sur la ligne en noir correspondant au pic de corrélation ) avec leur pourcentage qui exprime l'écart entre la distance théorique et la distance réelle séparant deux passages par zéro de la fonction de corrélation ( voir § IV.3.2 ). Afin de mieux mettre en évidence les détections obtenues, le seuil  $V_s$  permettant d'éliminer les détections non représentatives n'a pas été appliqué sur cette figure.

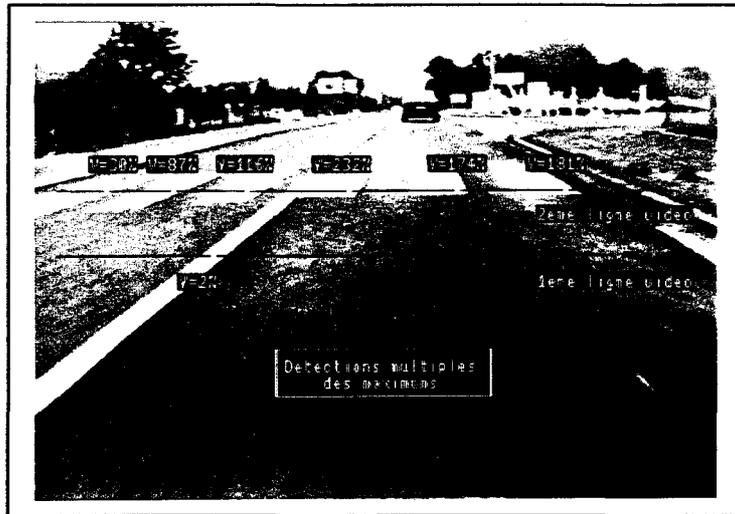


Figure IV.33 : Cas de bandes blanches de différentes largeurs

La figure IV.34 montre les résultats de la 1<sup>ème</sup> ligne vidéo de la figure IV.33 . Trois courbes y sont représentées, la fonction de corrélation  $C_a(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 18 pixels ( $2.\psi_a$ ), la fonction de corrélation  $C_b(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 72 pixels ( $2.\psi_b$ ) et la fonction de différence de corrélation  $C_{xy}(\tau)$ . Les masques de corrélation utilisés permettent de détecter une bande blanche réelle de 15 cm. On constate qu'une bande blanche est détectée ( matérialisée par un rond blanc ) avec une valeur de  $V$  très faible, ce qui démontre la pertinence de cette détection qui correspond en fait à la bande blanche continue. Ainsi, dans des conditions normales d'éclairage, la méthode détecte correctement la bande blanche.

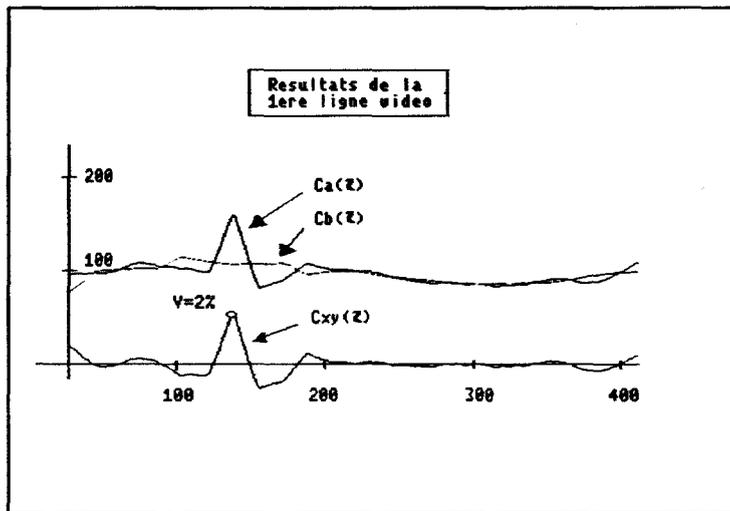


Figure IV.34 : Résultats dans des conditions normales

La figure IV.35 montre les résultats de la 2<sup>ème</sup> ligne vidéo de la figure IV.33 . Trois courbes y sont aussi représentées, la fonction de corrélation  $C_a(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 11 pixels ( $2.\psi_a$ ), la fonction de corrélation  $C_b(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 44 pixels ( $2.\psi_b$ ) et la fonction de différence de corrélation  $C_{xy}(\tau)$ . Les masques de corrélation utilisés permettent de détecter une bande blanche réelle de 15 cm. On constate que plusieurs bandes blanches sont détectées mais avec des valeurs de V très importantes, ce qui permet d'éliminer ces détections qui ne correspondent pas à la bande blanche recherchée. On constate que la bande continue n'a pas été détectée car elle ne se démarque pas suffisamment du passage pour piétons.

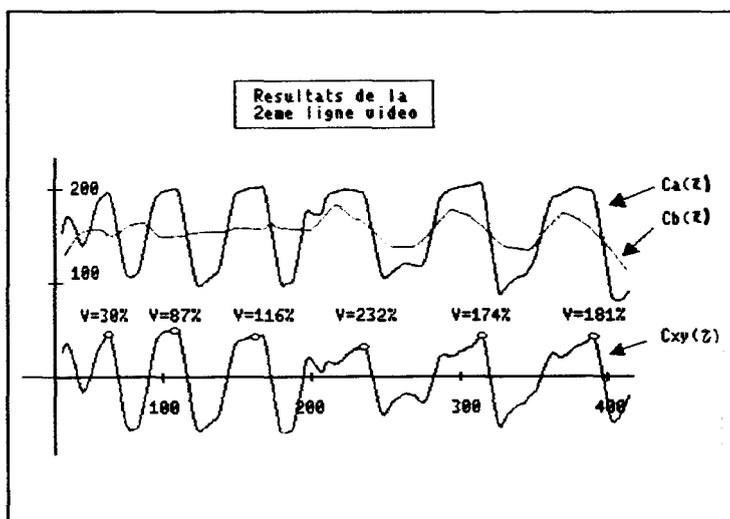


Figure IV.35 : Résultats pour des largeurs de bandes blanches différentes

Dans un deuxième exemple, on s'intéresse à une image qui présente des conditions d'éclairage défavorables (cf. figure IV.36). Sur cette figure sont représentées les deux zones étudiées ainsi que les détections obtenues avec leur pourcentage.

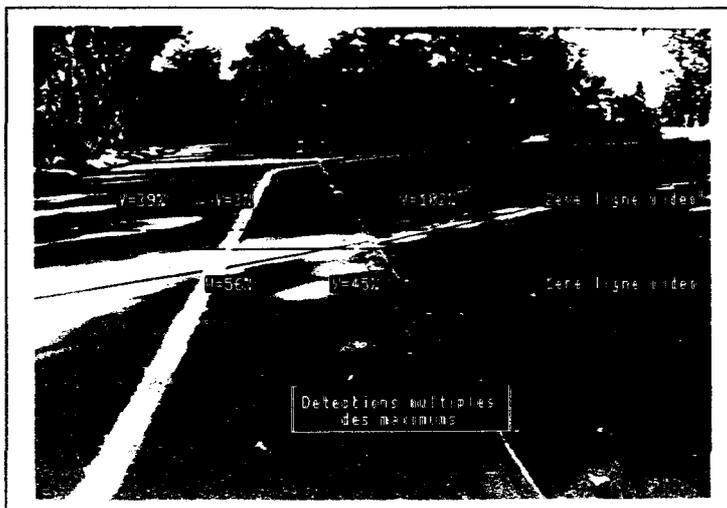


Figure IV.36 : Bande blanche dans des conditions d'éclairage défavorables

La figure IV.37 montre les résultats de la 1<sup>ème</sup> ligne vidéo de la figure IV.36 . Trois courbes y sont représentées, la fonction de corrélation  $C_a(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 14 pixels ( $2.\psi_a$ ), la fonction de corrélation  $C_b(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 56 pixels ( $2.\psi_b$ ) et la fonction de différence de corrélation  $C_{xy}(\tau)$ . Les masques de corrélation utilisés permettent de détecter une bande blanche réelle de 12 cm. L'analyse de la courbe de corrélation  $C_{xy}(\tau)$  fait apparaître deux détections : l'une correspondant à une tache lumineuse de soleil et l'autre à une bande blanche fortement ensoleillée. On constate que les valeurs de V sont importantes, ce qui va conduire à ne pas prendre en compte ces deux détections.

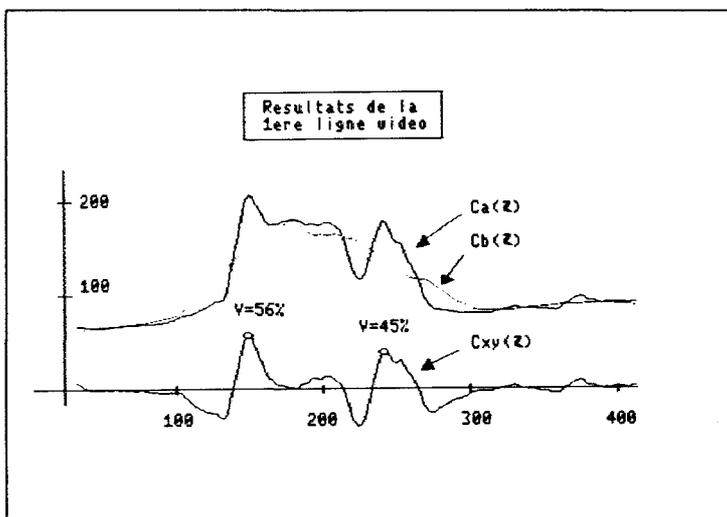


Figure IV.37 : Résultats dans des conditions d'ensoleillement

La figure IV.38 montre les résultats de la 2<sup>ème</sup> ligne vidéo de la figure IV.36 . Trois courbes y sont aussi représentées, la fonction de corrélation  $C_a(\tau)$  dont la largeur du masque de

corrélation utilisé est de 12 pixels ( $2.\psi_a$ ), la fonction de corrélation  $C_b(\tau)$  dont la largeur du masque de corrélation utilisé est de 48 pixels ( $2.\psi_b$ ) et la fonction de différence de corrélation  $C_{xy}(\tau)$ . Les masques de corrélation utilisés permettent de détecter une bande blanche réelle de 12 cm. On constate que trois détections apparaissent, l'une appartenant à la bande blanche dont la valeur de  $V$  est très faible et les deux autres à des taches lumineuses de soleil mais dont les valeurs de  $V$  sont importantes. Dans cet exemple la bande blanche est correctement détectée.

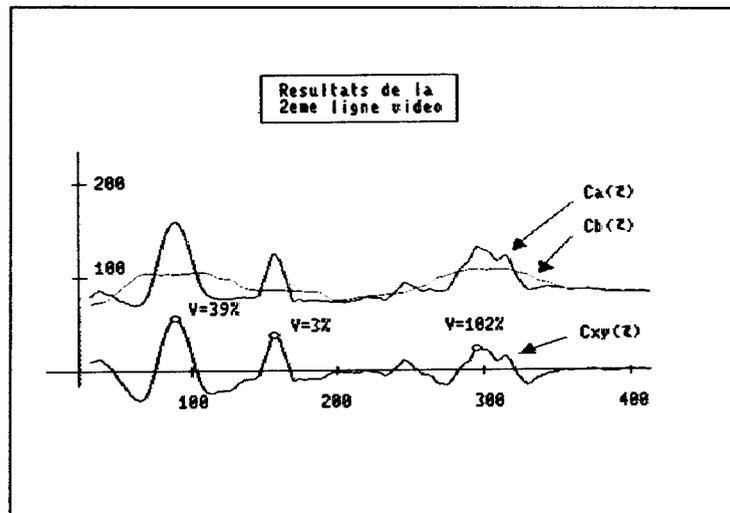


Figure IV.38 : Résultats dans des conditions d'ensoleillement et d'ombrage

#### IV.3.4) Conclusion

Par rapport à la corrélation classique, la détection par la différence de deux corrélations permet maintenant de s'affranchir des variations globales de l'intensité lumineuse, telles qu'on peut les rencontrer dans le cas de passages nuageux qui modifient l'éclairement général de la scène. Elle permet également de diminuer les perturbations occasionnées par des variations locales de l'intensité lumineuse, par exemple dans le cas de zones d'ombre et d'ensoleillement qui modifient localement l'éclairement de la scène. Néanmoins, cette méthode de détection présente l'inconvénient de ne pas être suffisamment discriminante, c'est-à-dire qu'elle n'est pas capable de différencier une tache lumineuse de soleil d'une bande blanche lorsque cette tache lumineuse est de la même largeur que la bande blanche à détecter. De plus, cette méthode de détection nécessite la connaissance a priori de la largeur de la bande blanche à détecter.

#### IV.4) CONCLUSION

Deux méthodes de corrélation ont été présentées dans ce chapitre pour détecter la présence de lignes blanches sur une ligne vidéo. La contrainte "temps réel" et la spécificité de l'application nous ont orientés vers une solution de bas niveau qui consiste à détecter la présence d'une bande blanche sur une ligne vidéo de l'image.

La première méthode, appelée détection par corrélation classique, permet grâce à un masque de corrélation adapté de détecter la présence des bandes blanches sur une ligne vidéo. Le masque de corrélation est obtenu par l'intermédiaire d'un modèle qui prend en compte la position et l'orientation des bandes blanches dans l'image. Cependant, cette méthode présente l'inconvénient d'être dépendante des variations parasites de l'intensité lumineuse dues à la présence de zones d'ombre et d'ensoleillement dans l'image ou encore au passage de nuages qui modifient l'éclairage de la scène.

La deuxième méthode, appelée détection par différence de deux corrélations, permet de détecter les bandes blanches indépendamment des variations parasites de l'intensité lumineuse grâce à la différence de deux fonctions de corrélation. Néanmoins, cette méthode présente l'inconvénient de ne pas être suffisamment discriminante pour différencier, par exemple, une tache lumineuse due au soleil, d'une bande blanche. D'autre part, cette méthode nécessite de connaître a priori la largeur réelle de la bande blanche à détecter.

Pour pallier ces difficultés, une nouvelle méthode de détection est présentée dans le chapitre suivant. Elle consiste à analyser les formes de la fonction de niveau de gris d'une ligne vidéo afin d'éliminer les fausses détections, notamment les taches lumineuses sur la chaussée dues au soleil.

## *Chapitre V*

### *Détection de la signalisation horizontale par la méthode des pics et des vallées*

Ce chapitre présente une autre méthode de détection de la signalisation horizontale qui utilise un principe différent des deux méthodes de corrélation vues au chapitre précédent. Elle est appelée : détection par les pics et les vallées. Cette méthode analyse les variations des niveaux de gris pour détecter toutes les bandes blanches présentes sur une ligne vidéo.

## V.1 ) INTRODUCTION

La méthode des pics et des vallées n'aborde pas la détection des bandes blanches de la même façon que les méthodes basées sur l'utilisation des concepts de corrélation. En effet, la corrélation présente l'inconvénient de trop compresser l'information présente dans une image de telle sorte qu'il devient difficile de différencier une bande blanche d'une tache lumineuse de soleil.

Pour détecter les bandes blanches présentes sur une ligne vidéo, le principe de cette nouvelle approche consiste, dans un premier temps, à analyser les variations de la fonction de niveau de gris pour mettre en évidence toutes les zones qui sont susceptibles de correspondre à une bande blanche. Ces zones sont caractérisées par des "pics" et des "vallées". Par exemple, sur la figure V.1, deux zones sont susceptibles de correspondre à une bande blanche car elles présentent un fort contraste par rapport au fond de l'image. Nous verrons par la suite que la détection des pics et des vallées nécessite d'analyser la fonction de niveau de gris suivant la technique *forward - backward*, c'est-à-dire de la gauche vers la droite puis de la droite vers la gauche. Dans un deuxième temps, les zones retenues vont faire l'objet d'une analyse de forme pour déterminer celles qui correspondent effectivement à des bandes blanches.

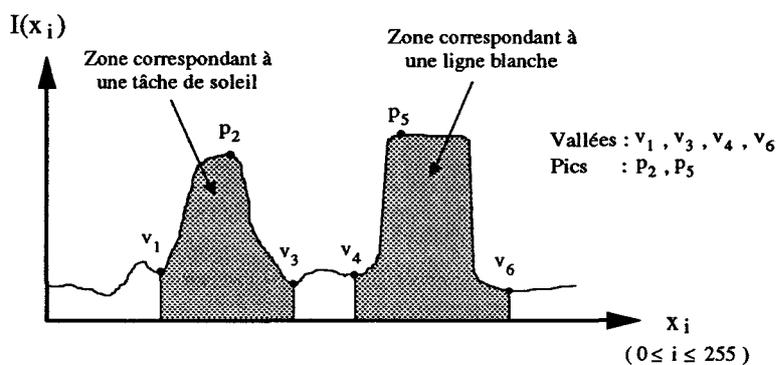


Figure V.1 : Détection par la méthode des pics et des vallées

La détection par la méthode des pics et des vallées est destinée à résoudre les problèmes évoqués dans les méthodes de détection précédentes. Elle va notamment permettre :

- de s'affranchir des variations parasites de l'intensité lumineuse, aussi bien pour des variations locales que globales,
- d'obtenir un pouvoir de discrimination suffisant pour différencier une bande blanche relativement nette d'une tache lumineuse de soleil,
- de détecter automatiquement les différentes largeurs des bandes blanches ou plus exactement de prendre en considération toutes les largeurs qui présentent les caractéristiques d'une bande blanche, ce qui permet éventuellement de sélectionner une largeur de bande blanche à détecter.

## V.2 ) DETECTION DES PICS ET DES VALLEES

### V.2.1 ) Principe de la détection des pics et des vallées

Pour déterminer les pics et les vallées de la fonction de niveau de gris  $I(x_i)$  (cf. figure V.1 ), nous allons étudier les variations du signe de la dérivée de cette fonction approchée en tout point  $x_i$  de la ligne vidéo par la relation suivante :

$$\frac{dI}{dx_i} = I(x_{i+1}) - I(x_i) \quad (V.1)$$

Lorsque cette dérivée change de signe pour une valeur donnée de  $i$ , le point  $x_i$  correspond à un maximum ou à un minimum de la fonction  $I(x_i)$ . On note ce point  $m_j$ . Cependant, parmi les points  $m_j$  obtenus, certains ne présentent aucun intérêt pour détecter la présence d'une bande blanche car ils caractérisent le bruit de fond de l'image. Ainsi, pour sélectionner les points qui correspondent effectivement à un pic ou à une vallée, il suffit d'appliquer les règles ci-après, où  $m_j$  est point correspondant à un maximum ou un minimum de la fonction  $I(x_i)$  et où les points  $d_1, d_2, \dots, d_k$  sont les  $k$  pics et vallées détectés avant l'analyse du point  $m_j$ .

Règles	Le point $m_i$ correspond au pic $p_k$ si :	Le point $m_i$ correspond à la vallée $v_k$ si :
(1)	$ I(m_{j+1}) - I(m_j)  \geq \lambda$	$ I(m_{j+1}) - I(m_j)  \geq \lambda$
(2)	et $I(m_{j+1}) - I(m_j) < 0$	et $I(m_{j+1}) - I(m_j) > 0$
(3)	et si le point $d_{k-1}$ existe $I(m_j) - I(d_{k-1}) > 0$	et si le point $d_{k-1}$ existe $I(m_j) - I(d_{k-1}) < 0$

La première règle permet de comparer la différence de niveau de gris entre deux points consécutifs sur la ligne vidéo à un seuil  $\lambda$ . Ce seuil est choisi de manière à éliminer les points non représentatifs afin de ne conserver que ceux qui correspondent effectivement à un pic ou à une vallée.

La deuxième et la troisième règles permettent de déterminer indirectement le signe de la pente de part et d'autre du point  $m_j$ . En effet, l'expression de la pente relative à la deuxième règle est la suivante :

$$\text{Pente} = \frac{m_{j+1} - m_j}{I(m_{j+1}) - I(m_j)}$$

Comme le numérateur est toujours positif ( $m_{j+1} > m_j$ ), l'étude du signe du dénominateur suffit à déterminer le signe de cette pente. De même, l'expression de la pente relative à la troisième règle est la suivante :

$$\text{Pente} = \frac{m_j - d_{k-1}}{I(m_j) - I(d_{k-1})}$$

Comme le numérateur est toujours positif ( $m_j > d_{k-1}$ ), l'étude du signe du dénominateur suffit à déterminer le signe de cette pente. Ainsi, suivant le signe de ces deux pentes, il est possible de déterminer si le point  $m_j$  correspond à un pic ou à une vallée.

Néanmoins, pour détecter tous les pics et toutes les vallées susceptibles de caractériser une bande blanche, il est nécessaire d'analyser la fonction de niveau de gris suivant la technique *forward - backward*, c'est-à-dire de la gauche vers la droite ( $i$  variant de 0 à 255) puis de la droite vers la gauche ( $i$  variant de 255 à 0).

### V.2.2 ) Application de la détection sur un exemple synthétique

Afin d'illustrer le principe de la détection des pics et des vallées, nous allons utiliser un exemple constitué de la fonction de niveau de gris  $I(x_i)$  synthétique de la figure V.2a .

L'étude du signe de la dérivée de la fonction  $I(x_i)$  permet de déterminer 8 points qui correspondent soit à des maximums, soit à des minimums ( cf. figure V.2b ). Ensuite, l'utilisation des règles permet de sélectionner les points qui correspondent effectivement à des pics ou à des vallées ( cf. figure V.2c ).

- Pour le point  $m_1$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_1)$  et  $I(m_2)$  est inférieure à la valeur de  $\lambda$ . Il en résulte que le point  $m_1$  n'est pas retenu pour caractériser un pic ou une vallée.
- Pour le point  $m_2$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_2)$  et  $I(m_3)$  est supérieure à la valeur de  $\lambda$ . La pente entre les points  $m_2$  et  $m_3$  est positive et il n'y a pas encore de point  $d_{k-1}$  détecté. Ainsi, le point  $m_2$  qui correspond au point  $d_1$  est situé au fond d'une vallée, notée  $v_1$ .
- Pour le point  $m_3$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_3)$  et  $I(m_4)$  est supérieure à la valeur de  $\lambda$ . La pente entre les points  $m_3$  et  $m_4$  est négative et la pente entre le point  $d_1$  qui correspond au point  $m_2$  et le point  $m_3$  est positive. Ainsi, le point  $m_3$  qui correspond au point  $d_2$  est situé au sommet d'un pic, noté  $p_2$ .
- Pour le point  $m_4$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_4)$  et  $I(m_5)$  est inférieure à la valeur de  $\lambda$ . Il en résulte que le point  $m_4$  n'est pas retenu pour caractériser un pic ou une vallée.

- Pour le point  $m_5$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_5)$  et  $I(m_6)$  est supérieure à la valeur de  $\lambda$ . La pente entre les points  $m_5$  et  $m_6$  est négative et la pente entre le points  $d_2$  qui correspond au point  $m_3$  et le point  $m_5$  est négative. Il en résulte que le point  $m_5$  n'est pas retenu pour caractériser un pic ou une vallée.
- Pour le point  $m_6$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_6)$  et  $I(m_7)$  est inférieure à la valeur de  $\lambda$ . Il en résulte que le point  $m_6$  n'est pas retenu pour caractériser un pic ou une vallée.
- Pour le point  $m_7$  : la valeur absolue de la différence entre  $I(m_7)$  et  $I(m_8)$  est inférieure à la valeur de  $\lambda$ . Il en résulte que le point  $m_7$  n'est pas retenu pour caractériser un pic ou une vallée.
- Pour le point  $m_8$  : ce point correspond au point d'arrivée et rien ne permet dire qu'on a effectivement un pic ou une vallée. Ainsi, le point  $m_8$  n'est pas retenu pour caractériser un pic ou une vallée.

On constate que l'analyse, qui a été faite de la gauche vers la droite, met en évidence seulement le point  $m_2$  qui correspond à la vallée  $v_1$  et le point  $m_3$  qui correspond au pic  $p_2$ . Ces deux points ne permettent pas de détecter correctement la présence de la bande blanche.

Maintenant, si on recommence l'analyse comme précédemment, mais en partant de la droite vers la gauche, on obtient les résultats de la figure V.2d. On constate que la détection met en évidence seulement le point  $m_6$  qui correspond à la vallée  $v_3$  et le point  $m_3$  qui correspond au pic  $p_4$ . Là aussi, ces deux points ne permettent pas de détecter correctement la présence de la bande blanche.

Cependant, en faisant la réunion entre les résultats de la figure V.2c et ceux de la figure V.2d, on obtient un résultat final qui permet de caractériser correctement la bande blanche ( cf. figure V.2e ). Cette bande blanche est délimitée par les deux vallées  $v_1$ ,  $v_3$  et les zones parasites ne sont pas prises en compte.

**Détection**

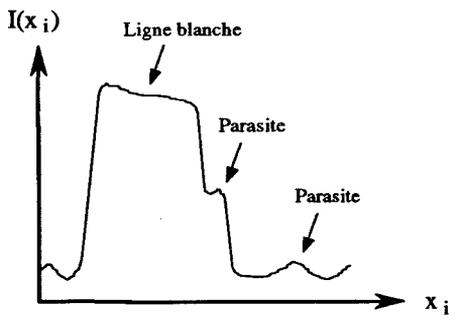


Figure V.2a

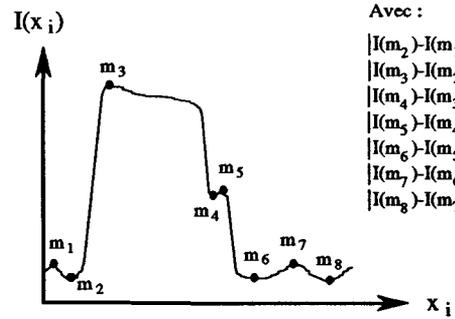


Figure V.2b

Avec :

- $|I(m_2) - I(m_1)| < \lambda$
- $|I(m_3) - I(m_2)| > \lambda$
- $|I(m_4) - I(m_3)| > \lambda$
- $|I(m_5) - I(m_4)| < \lambda$
- $|I(m_6) - I(m_5)| > \lambda$
- $|I(m_7) - I(m_6)| < \lambda$
- $|I(m_8) - I(m_7)| < \lambda$

**Analyse forward**

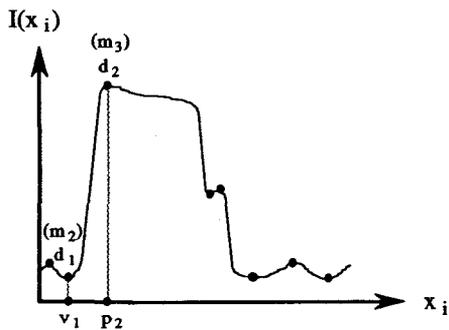


Figure V.2c

**Analyse backward**

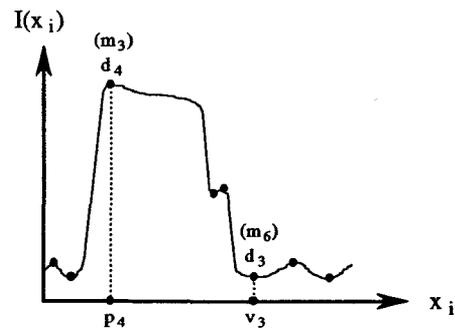


Figure V.2d

**Résultat final**

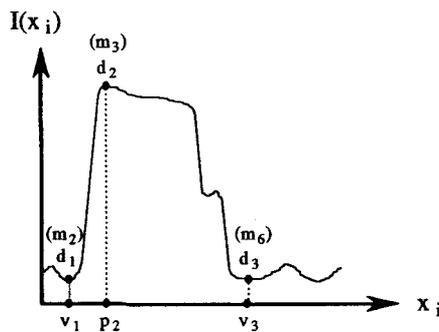


Figure V.2e

**V.2.3 ) Application sur une image réelle**

Nous allons maintenant appliquer le principe de la détection sur une image réelle qui présente des conditions d'éclairage défavorables ( cf. figure V.3 ). Sur cette figure deux lignes vidéo sont étudiées ( lignes vidéo en noir ).



Figure V.3 : Bande blanche dans des conditions d'éclairage défavorables

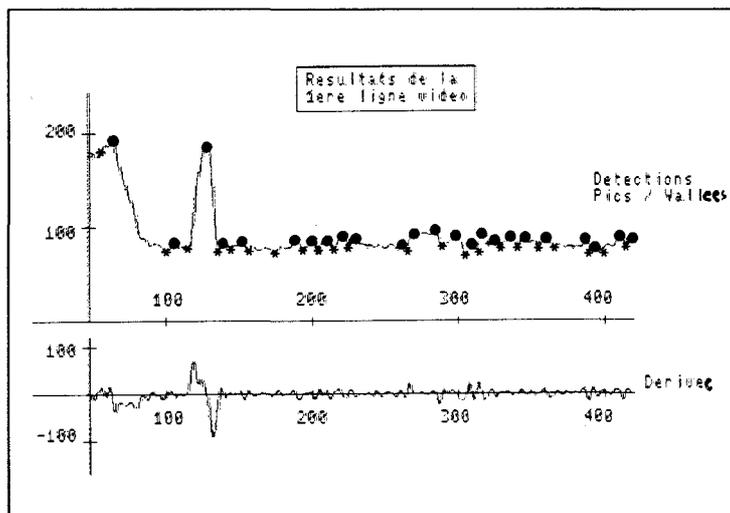


Figure V.4 : Détection des pics et des vallées dans des conditions normales

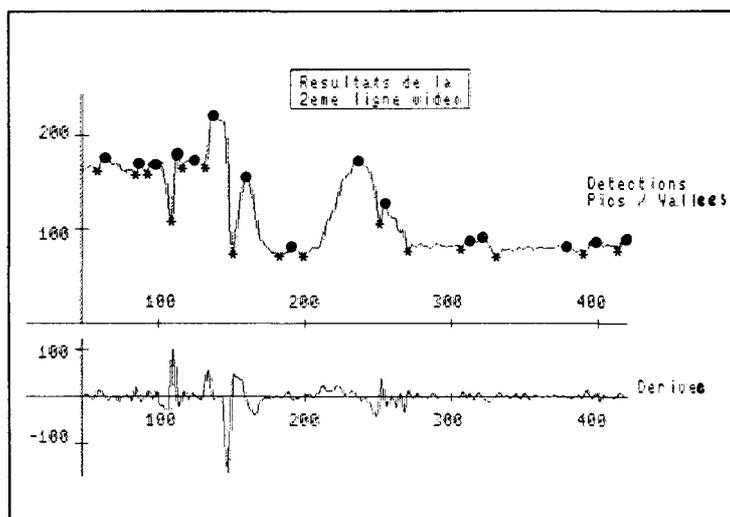


Figure V.5 : Détection des pics et des vallées dans des conditions d'ensoleillement et d'ombrage

On constate que les résultats obtenus aux figures V.4 et V.5 mettent en évidence un nombre important de pics et de vallées. En fait, le nombre de détections dépend de la valeur choisie pour le seuil  $\lambda$  qui permet de rendre plus ou moins sensible la méthode de détection.

Dans la pratique, lorsque la scène est très peu éclairée, les bandes blanches présentent un faible contraste par rapport au fond de l'image. Ainsi, la valeur du seuil  $\lambda$  doit être choisie de façon à pouvoir les détecter, même si cette sensibilité s'obtient au détriment d'un nombre plus important de détections ( cf. figures V.4 et V.5 ).

#### V.2.4 ) Conclusion

Le principe de la détection des pics et des vallées permet de mettre en évidence toutes les zones lumineuses qui se démarquent du fond, grâce à l'étude des variations des niveaux de gris. Ces différentes zones sont caractérisées par la présence d'un ou de plusieurs pics entre deux vallées ( cf. figure V.6 ).

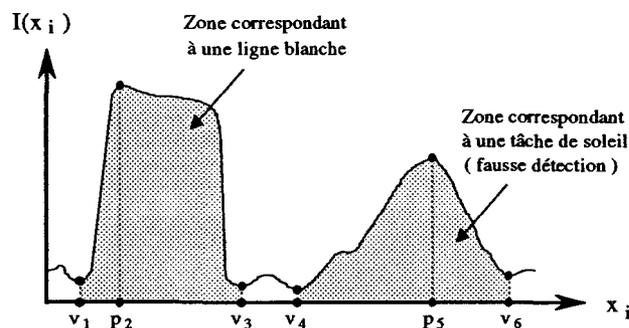


Figure V.6 : Zones mises en évidence par la détection des pics et des vallées

De plus, ce principe rend la détection des pics et des vallées indépendante des variations globales de l'intensité lumineuse. En effet, si une composante continue est ajoutée ou retranchée à la fonction des niveaux de gris  $I(x_i)$  de la figure V.6, les détections restent inchangées.

L'étape suivante va consister à caractériser chaque zone pour déterminer celles qui correspondent effectivement à des bandes blanches.

### V.3 ) ANALYSE DE FORME

#### V.3.1 ) Paramètres caractéristiques d'une bande blanche

Pour déterminer la présence des bandes blanches sur une ligne vidéo à partir des résultats obtenus par la détection des pics et des vallées, il est nécessaire de définir les paramètres qui caractérisent une bande blanche idéale ( cf. figure V.7 ).

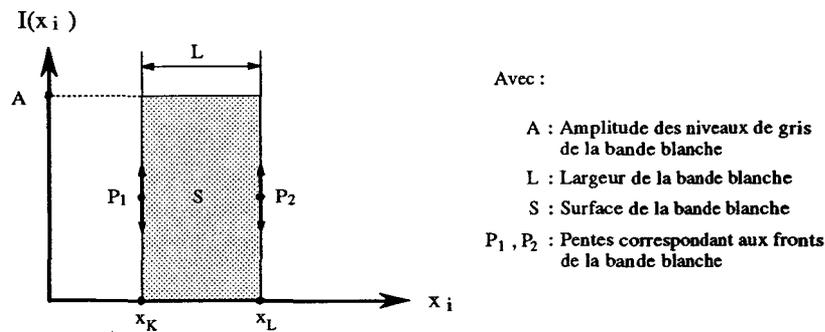


Figure V.7 : Paramètres caractéristiques d'une bande blanche idéale

- la valeur du paramètre A détermine la visibilité de la bande blanche, notamment pour savoir si la bande blanche se démarque suffisamment du fond,
- le paramètre L correspond à la largeur de la bande blanche dans l'image. Grâce aux équations de passage établies au **chapitre III**, il est possible de déterminer la largeur réelle de la bande blanche et ainsi de vérifier si celle-ci correspond aux normalisations vues à l'**annexe B**,
- les valeurs des paramètres  $P_1$  et  $P_2$  donnent une information sur la netteté de la bande blanche. Ils permettent de différencier une bande blanche d'une "tache de soleil". Dans le cas d'une bande blanche bien nette, ces paramètres ont des valeurs importantes,
- pour le paramètre de surface S, nous allons considérer deux types de surface, l'une appelée surface théorique  $S_t$  qui correspond à la surface d'une bande blanche idéale sur une ligne vidéo et l'autre appelée surface réelle  $S_r$  qui correspond à la surface réelle de la bande blanche sur la ligne vidéo. Les définitions mathématiques qui caractérisent ces deux surfaces sont les suivantes :

$$\begin{cases} S_t = A.L \\ S_r = \sum_{i=K}^{i=L} I(x_i) \end{cases}$$

Ainsi, la différence entre la surface théorique  $S_t$  et la surface réelle  $S_r$  fournit une information sur la dégradation de la bande blanche qui correspond en général à des imperfections de la bande blanche (cf. figure V.8). Dans le cas d'une bande blanche idéale, la valeur de  $S_r$  est égale à la valeur de  $S_t$ .

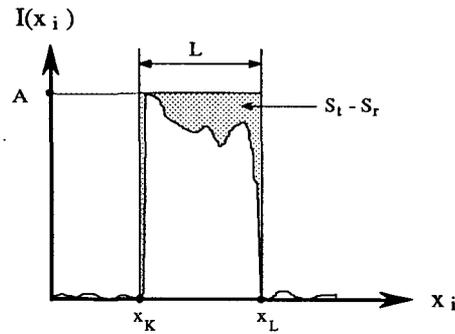


Figure V.8 : Différence entre la surface théorique maximale  $S_t$  et la surface réelle  $S_r$

Maintenant, le problème consiste à quantifier les différents paramètres précédemment définis afin d'éliminer les zones qui ne ressemblent pas à celles associées à la présence d'une bande blanche ( cf. figure V.6 ).

### V.3.2 ) Analyse des formes par les paramètres caractéristiques

La détection des pics et des vallées présentée au § V.2 permet de déterminer les zones qui présentent un contraste élevé avec le fond de l'image et qui sont, par conséquent, susceptibles de correspondre à une bande blanche. Ces zones peuvent être représentées suivant le modèle de la figure V.9 où les vallées  $v_M$ ,  $v_N$  délimitent la zone considérée avec la présence de un ou de plusieurs pics  $p_j$  entre ces deux vallées.

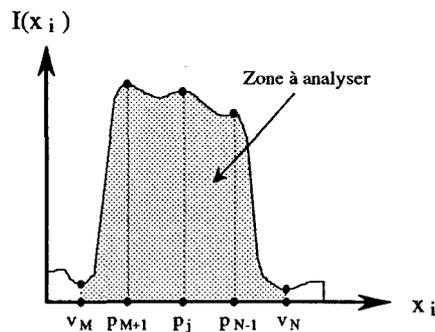


Figure V.9 : Modélisation des zones

A partir de ce modèle, nous allons quantifier les différents paramètres caractéristiques.

**V.3.2.1 ) Le paramètre d'amplitude**

La valeur du paramètre A s'obtient par l'expression suivante :

$$\begin{cases} A = (\text{Max}(I(p_j)) - \text{Max}(I(v_M) ; I(v_N))) \\ \text{avec } M+1 \leq j \leq N-1 \end{cases}$$

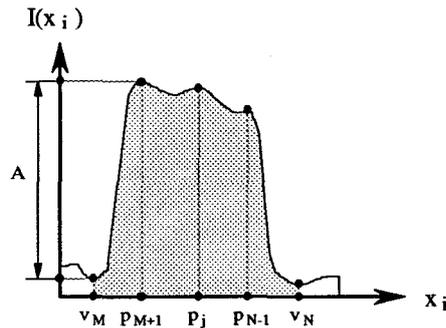


Figure V.10 : Calcul du paramètre A

**V.3.2.2 ) Le paramètre de largeur**

Pour calculer la valeur du paramètre L, il est nécessaire de déterminer le point  $I_f$  ayant pour niveau de gris celui du milieu des fronts car, dans la pratique, ces fronts n'ont pas une pente infinie comme sur la figure V.7. Ensuite, il est possible à partir de ce point  $I_f$  de déterminer les positions  $x_K$  et  $x_L$  des milieux des fronts pour en déduire la valeur de L ( cf. figure V.11 ).

La valeur  $I_f$  est obtenue grâce à l'expression suivante :

$$\begin{cases} I_f = \frac{(\text{Max}(I(p_j)) + \text{Max}(I(v_M) ; I(v_N)))}{2} \\ \text{avec } M+1 \leq j \leq N-1 \end{cases}$$

et :

$$L = x_L - x_K$$

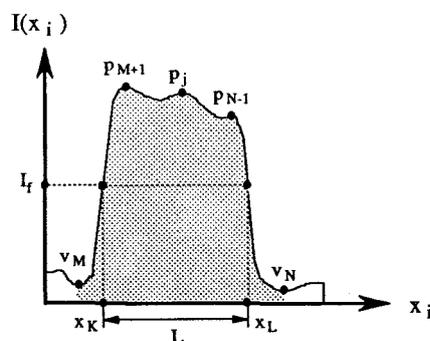


Figure V.11 : Calcul du paramètre L

### V.3.2.3 ) Les paramètres de pente

Le principe retenu pour calculer les valeurs de  $P_1$  et de  $P_2$  consiste à déterminer les pentes entre les vallées  $v_M$ ,  $v_N$  et les points  $x_K$ ,  $x_L$ . Ce principe permet de donner une information sur la netteté de la zone considérée. En effet, lorsque les valeurs de  $P_1$  et de  $P_2$  sont importantes, on en déduit que la zone entre les vallées  $v_M$ ,  $v_N$  se distingue du fond par des contours très marqués.

Les valeurs de  $P_1$  et de  $P_2$  sont obtenues grâce aux expressions suivantes :

$$\begin{cases} P_1 = \frac{I_f - I(v_M)}{x_K - v_M} \\ P_2 = \frac{I(v_N) - I_f}{v_N - x_L} \end{cases}$$

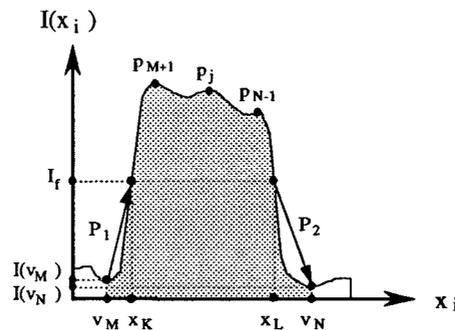


Figure V.12 : Calcul des paramètres  $P_1$  et  $P_2$

### V.3.2.4 ) Les paramètres de surface

Le principe retenu pour déterminer les valeurs de  $S_r$  et de  $S_l$  consiste à calculer ces deux surfaces, non pas entre les vallées  $v_M$  et  $v_N$ , mais entre les points  $x_K$  et  $x_L$  ( cf. figure V.13 ). En effet, ces deux points sont situés sur les fronts. Ainsi, ils délimitent mieux la forme à analyser, ce qui permet de mieux quantifier les imperfections d'une éventuelle bande blanche par détermination de la différence entre la surface théorique  $S_l$  et la surface réelle  $S_r$ .

Les valeurs de  $S_r$  et de  $S_l$  sont obtenues grâce aux expressions suivantes :

$$S_r = \left( \sum_{i=K}^{i=L} I(x_i) \right) - (I_f \cdot L) \quad \text{avec} \quad \begin{cases} I_f = \frac{(\text{Max}(I(p_j)) + \text{Max}(I(v_M) ; I(v_N)))}{2} \\ M+1 \leq j \leq N-1 \\ L = x_L - x_K \end{cases}$$

$$S_t = \left( \frac{A}{2} \right) \cdot L \quad \text{avec} \quad \begin{cases} A = (\text{Max}(I(p_j)) - \text{Max}(I(v_M) ; I(v_N))) \\ M+1 \leq j \leq N-1 \\ L = x_L - x_K \end{cases}$$

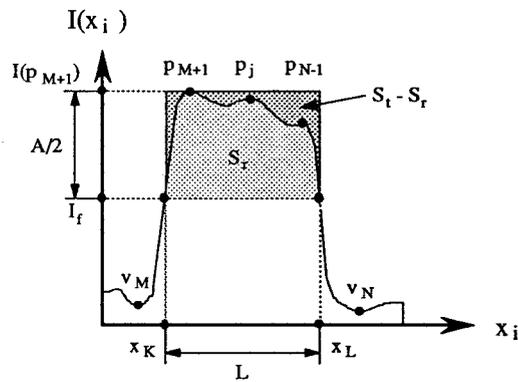


Figure V.13 : Calcul des paramètres  $S_r$  et  $S_t$

Lorsque la zone à analyser est une bande blanche idéale, la surface  $S_t$  est égale à la surface  $S_r$ .

### V.3.3 ) Analyse des formes à partir des paramètres caractéristiques

Pour déterminer si la forme présente entre les deux vallées  $v_M, v_N$  correspond effectivement à celle d'une bande blanche, il suffit d'appliquer les règles suivantes :

Règles	La zone analysée correspond à une bande blanche si :
(1)	$\frac{A}{A_{\max}} \geq \lambda_A$ <p>avec : <math>A_{\max} = I(x_i)_{\max} - I(x_i)_{\min} = 256 \text{ pixels}</math></p> <p>et</p>
(2)	$(L)_{R_{\min}} \leq (L)_R \leq (L)_{R_{\max}}$ <p>et</p>
(3)	$\frac{ P_1 }{P_{\max}} \geq \lambda_P \quad \text{et} \quad \frac{ P_2 }{P_{\max}} \geq \lambda_P$ <p>avec : <math>P_{\max} = \frac{d(I(x_i))_{\max}}{d(x_i)_{\min}} = \frac{256 \text{ pixels}}{1 \text{ pixel}} = 256</math></p> <p>et</p>
(4)	$\frac{S_t - S_r}{S_t} \leq \lambda_S$ <p>et</p>
(5)	$V \geq \lambda_V$ <p>avec</p> $V = \frac{\left(\frac{A}{A_{\max}}\right) + \left(\frac{P_{\text{moy}}}{P_{\max}}\right) + \left(\frac{S_r}{S_t}\right)}{3}$ $P_{\text{moy}} = \frac{ P_1  +  P_2 }{2}$

La première règle élimine les zones dont la luminosité ne présente pas un contraste suffisant avec le fond de l'image, en comparant l'amplitude normalisée du paramètre A à un seuil  $\lambda_A$ . Le choix de la valeur du seuil  $\lambda_A$  dépend du résultat recherché, suivant que l'opérateur veut une sensibilité plus ou moins importante. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $\lambda_A$  comprise entre 5 % et 30 %.

La deuxième règle utilise les équations de passage établies au **chapitre III** pour déterminer la largeur réelle d'une éventuelle bande blanche, c'est-à-dire que la valeur L exprimée en pixels est transformée en une valeur  $(L)_R$  exprimée en centimètres dans le repère réel. Ensuite, cette valeur  $(L)_R$  est comparée à un intervalle défini par les valeurs  $(L)_{R_{\min}}$  et  $(L)_{R_{\max}}$  afin d'éliminer les zones qui ont une largeur  $(L)_R$  trop importante ou trop petite. Les valeurs  $(L)_{R_{\min}}$  et  $(L)_{R_{\max}}$  sont déterminées à partir des normalisations de l'**annexe B**. Dans la pratique,  $(L)_{R_{\min}} = 6 \text{ cm}$  et  $(L)_{R_{\max}} = 50 \text{ cm}$ .

La troisième règle élimine les zones dont les contours ne sont pas assez nets, en comparant les valeurs normalisées des pentes  $P_1$  et  $P_2$  à un seuil  $\lambda_p$ . Là aussi, le choix de la valeur du seuil  $\lambda_p$  dépend du résultat recherché. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $\lambda_p$  comprise entre 5 % et 20 %.

La quatrième règle permet d'éliminer les zones qui présentent des imperfections trop importantes par rapport à une bande blanche idéale. Ces imperfections sont quantifiées, en normalisant la différence entre la surface théorique  $S_t$  et la surface réelle  $S_r$  qui est comparée ensuite à un seuil  $\lambda_s$ . Là encore, le choix de la valeur du seuil  $\lambda_s$  dépend du résultat recherché. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $\lambda_s$  comprise entre 10 % et 50 %.

La cinquième règle utilise un coefficient de *vraisemblance*  $V$  qui est obtenu en calculant la moyenne des paramètres normalisés ( amplitude, pentes et surface ) pour donner une information globale sur les caractéristiques de la zone étudiée. Ensuite, ce coefficient  $V$  est comparé à un seuil  $\lambda_v$  afin d'éliminer les zones critiques, c'est-à-dire celles qui ont globalement des caractéristiques trop limites. Là aussi, le choix de la valeur du seuil  $\lambda_v$  dépend du résultat recherché. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $\lambda_v$  comprise entre 25 % et 50 %.

Ainsi, après avoir ajusté les différents paramètres, il est possible de déterminer si une zone est susceptible de correspondre effectivement à une bande blanche.

#### V.3.4 ) Conclusion

Grâce aux différents paramètres caractéristiques, l'analyse des formes permet de différencier une bande blanche d'une tache lumineuse de soleil, ou plus exactement d'éliminer les zones qui sont dues à des variations parasites locales de l'intensité lumineuse.

### V.4 ) RESULTATS DE LA METHODE DES PICS ET DES VALLEES

Pour montrer les performances de la détection des bandes blanches par la méthode des pics et des vallées, nous allons nous intéresser à deux images typiques :

- la figure V.14, correspondant au cas de réflexions sur une route mouillée ( cette situation est un cas extrêmement défavorable ),
- la figure V.17, correspondant au cas de bandes blanches multiples.

La méthode des pics et des vallées est appliquée sur l'image toute entière afin de mieux mettre en évidence les zones lumineuses qui ont des caractéristiques satisfaisantes pour être considérées comme des bandes blanches. Celles-ci sont matérialisées par leur largeur respective  $L$  déterminée lors de l'analyse des formes par les paramètres caractéristiques.

Les résultats présentés sur la figure V.15 permettent de constater que malgré des conditions d'éclairage défavorables, la bande blanche axiale discontinue et le trottoir de droite sont détectés. Cependant, certaines zones de réflexion présentes sur la chaussée ont été assimilées à des bandes blanches. En fait, comme les conditions d'éclairage sont particulièrement difficiles, les seuils liés aux différents paramètres caractéristiques ont été choisis de façon à rendre la méthode de détection très sensible.

Cependant, en modifiant les valeurs  $L_{min}$  et  $L_{max}$  qui définissent l'intervalle des largeurs des bandes blanches à prendre en compte, il est possible de rendre la méthode de détection plus sélective pour permettre de détecter une bande blanche particulière. Ainsi, sur la figure V.16, seules les bandes blanches comprises entre 5 cm et 13 cm sont prises en compte. On constate que la majorité des zones de réflexion ont disparu laissant apparaître plus nettement la bande blanche axiale et le trottoir.

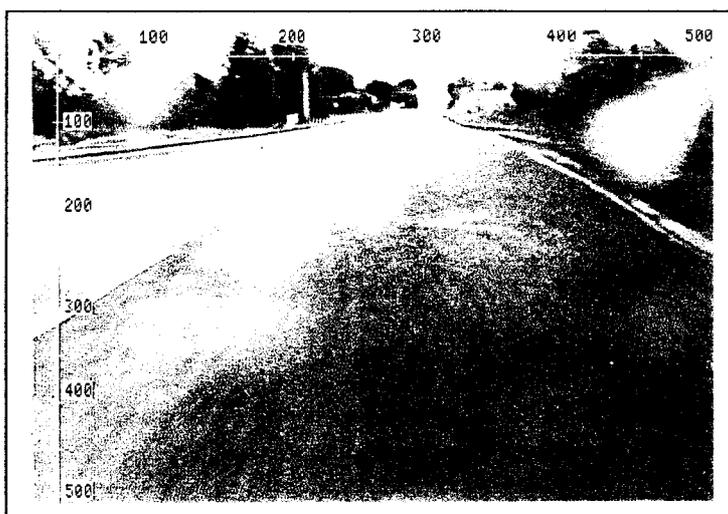


Figure V.14 : Cas de réflexions sur une route mouillée



Figure V.15 : Résultats sans présélection

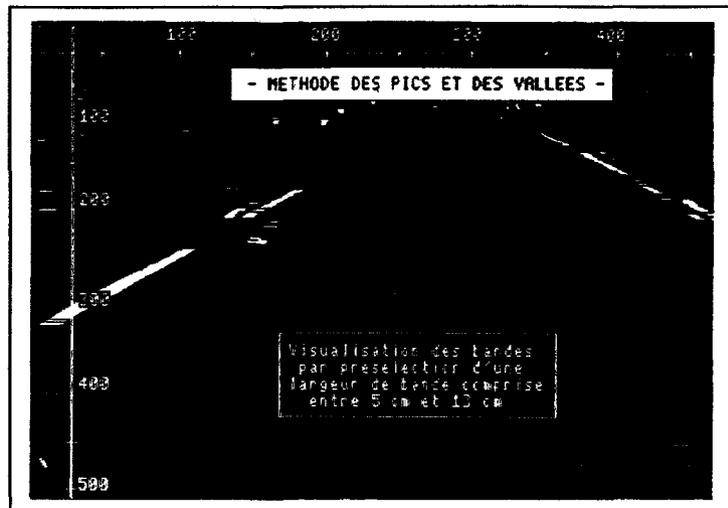


Figure V.16 : Résultats avec présélection

Dans le cas de bandes blanches multiples ( cf. figure V.17 ), la méthode des pics et des vallées fait bien ressortir les différentes bandes blanches présentes dans l'image ( cf. figure V.18 ), notamment la bande blanche axiale, le passage pour les piétons, les bandes blanches de rive et les trottoirs de part et d'autre de la chaussée. Les figures V.19 et V.20 nous montrent qu'en modifiant simplement l'intervalle de largeur défini par les valeurs  $L_{\min}$  et  $L_{\max}$ , il est possible de détecter soit la bande axiale, les bandes de rive et les trottoirs, soit uniquement le passage pour les piétons.

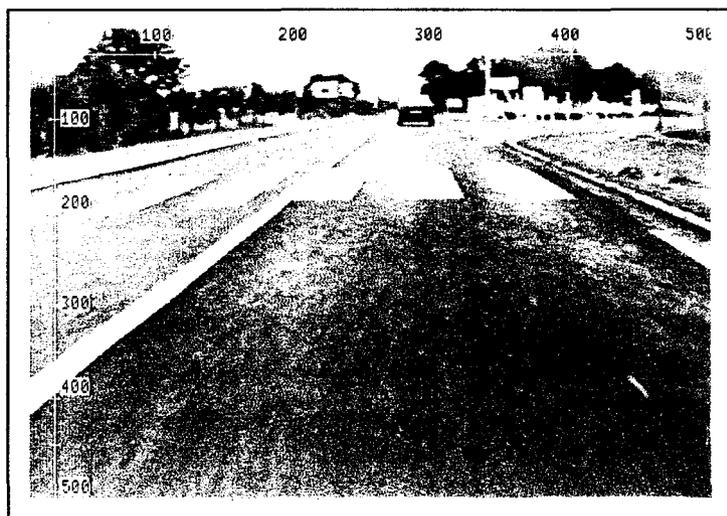


Figure V.17 : Cas de bandes blanches multiples



Figure V.18 : Résultats sans présélection

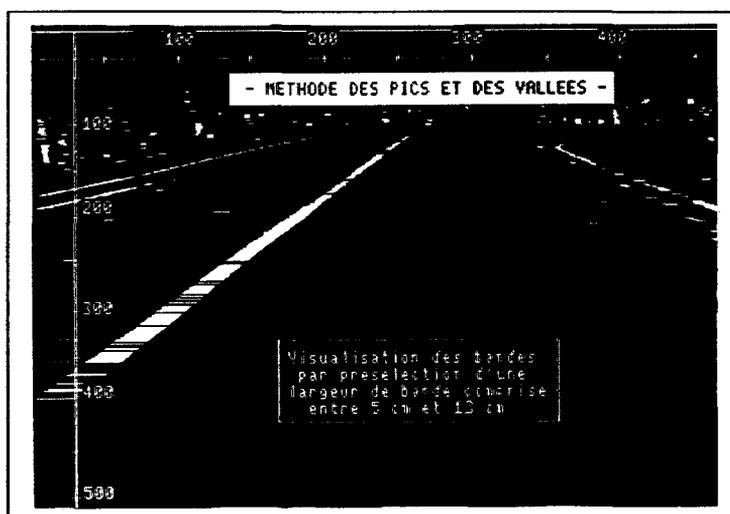


Figure V.19 : Résultats avec présélection

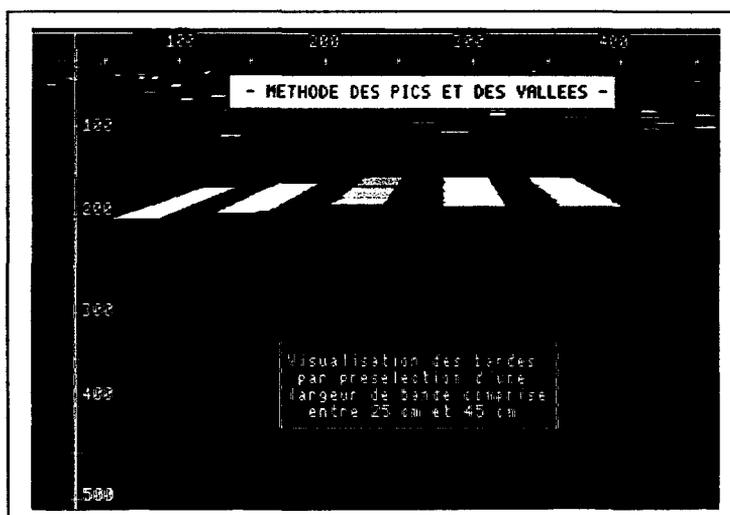


Figure V.20 : Résultats avec présélection

A titre indicatif, le temps de calcul nécessaire à l'algorithme pour analyser entièrement une image de  $512 \times 512$  pixels est compris entre 15 et 45 secondes suivant la complexité de l'image.

## V.5) CONCLUSIONS

L'étude et les résultats de la détection par la méthode des pics et des vallées permettent de résoudre les problèmes évoqués dans les méthodes de détection basées sur des concepts de corrélation ( **chapitre IV** ), notamment :

- elle s'affranchit des variations parasites de l'intensité lumineuse, aussi bien pour des variations locales que globales,
- elle possède un pouvoir de discrimination suffisant pour différencier une bande blanche relativement nette d'une tache lumineuse due par exemple au soleil,
- elle détecte automatiquement différentes largeurs de bandes blanches ou plus exactement, elle prend en considération toutes les largeurs qui présentent les caractéristiques d'une bande blanche, ce qui permet éventuellement de sélectionner une largeur de bande blanche à détecter.

Néanmoins, cette méthode nécessite des temps de calcul plus importants que ceux relatifs aux deux autres méthodes de détection par corrélation ( **chapitre IV** ).

Grâce à la méthode des pics et des vallées, nous allons, dans le chapitre suivant, présenter une méthode qui va permettre de modéliser les bandes blanches présentes dans une image.

## Chapitre VI

### *Modélisation de la signalisation horizontale*

Dans les chapitres précédents, différentes méthodes de bas niveaux ont été développées pour détecter la présence de bandes blanches *sur une ligne vidéo de l'image*. Nous avons montré que la méthode des pics et des vallées était particulièrement adaptée au problème. A partir de cette méthode, nous allons analyser l'image *dans son ensemble* afin de rechercher et modéliser les bandes blanches présentes dans celle-ci. En effet, cette modélisation permettra par la suite de déterminer les ordres de conduite destinés à piloter correctement le robot mobile sur la chaussée afin de respecter la consigne qui consiste à suivre une bande blanche avec ou sans décalage latéral du robot mobile par rapport à cette bande.

La première étape est destinée à modéliser localement les bandes blanches dans l'image. Cette méthode est appelée la *modélisation intra-zone*. Elle permet, dans une zone d'analyse composée de plusieurs lignes vidéo, de déterminer la position et l'orientation des différentes bandes blanches. Pour modéliser les bandes blanches dans l'image toute entière, il est nécessaire d'effectuer la modélisation intra-zone dans plusieurs zones couvrant une fraction suffisante de l'image.

La deuxième étape utilise les modèles intra-zones ainsi obtenus pour modéliser les bandes blanches dans leur intégrité dans toute l'image soit sous forme de droites, soit sous forme de cercles. Cette méthode est appelée la *modélisation inter-zone*. Ensuite, les modèles inter-zones obtenus permettent de déterminer le point de fuite de la chaussée.

## VI.1) INTRODUCTION

### VI.1.1) Principe de la modélisation

La contrainte *temps réel* pour traiter une image ne permet pas d'utiliser la méthode des pics et des vallées pour analyser l'image toute entière car les temps de calcul seraient trop importants. Aussi, nous nous orientons, une fois de plus, vers une analyse partielle de l'image. Par exemple, on constate sur la figure VI.1 que l'analyse de deux lignes vidéo suffit à déterminer un modèle rectiligne de la bande blanche. Sur cette figure les bandes blanches détectées par la méthode des pic et des vallées sont matérialisées par des points appelés "*point-bandes*". Chaque point-bande est caractérisé par la largeur  $L$  correspondant à la largeur de la bande blanche détectée dans l'image, exprimée en pixels, et par sa position  $(x, y)$  dans l'image qui correspond à la position médiane de la largeur de la bande blanche détectée dans l'image.

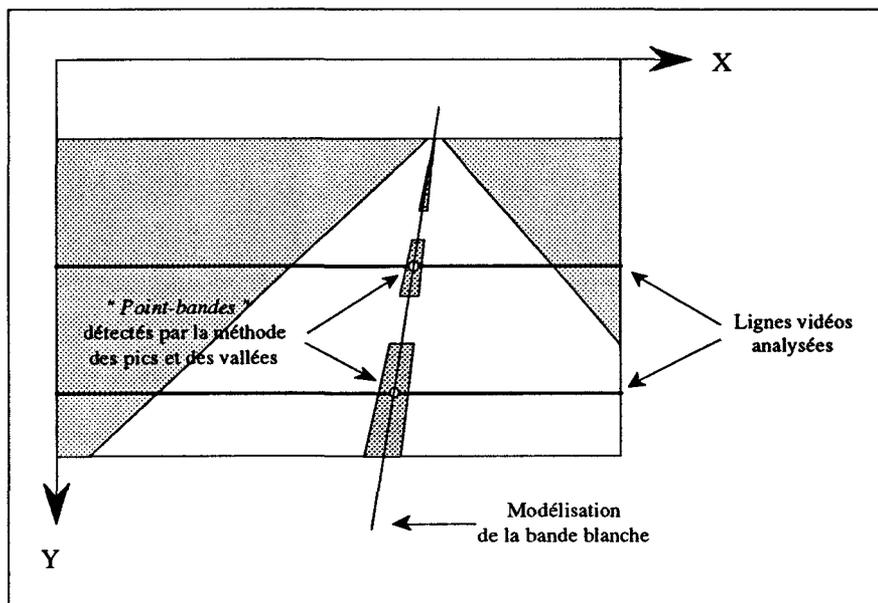


Figure VI.1 : Solution envisagée pour modéliser une bande blanche

Dans le cas où l'image est plus complexe, avec plusieurs bandes blanches sous des conditions d'éclairage défavorables, le nombre de point-bandes détectés dans une ligne vidéo (cf. figure VI.2) peut devenir plus important et il est quasiment impossible, à partir des informations de largeur  $L$  et de position  $(x, y)$ , de déterminer d'une ligne vidéo à une autre, ceux qui appartiennent à une même bande blanche. En fait, il suffirait de connaître l'orientation des bandes blanches en chaque point-bande détecté pour déterminer ceux qui appartiennent à une même bande blanche (cf. figure VI.2).

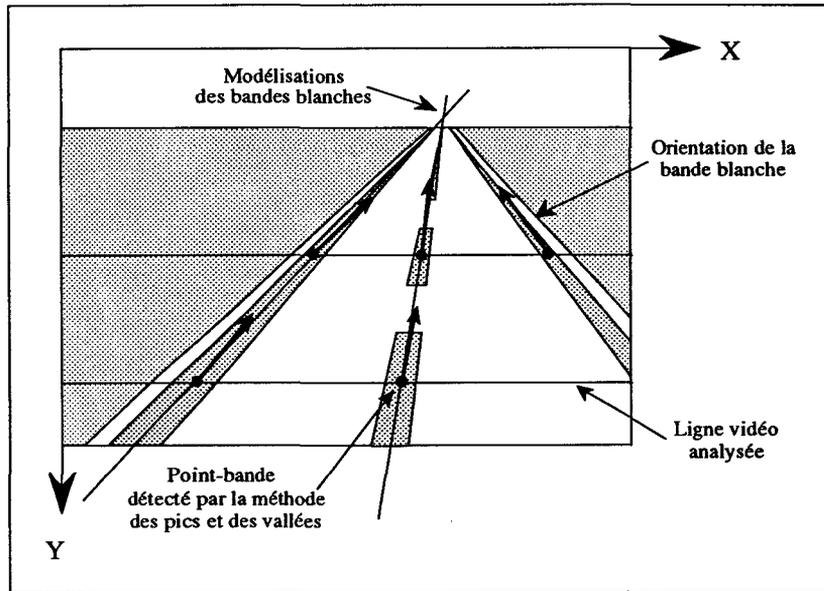


Figure VI.2 : Solution envisagée pour modéliser une bande blanche

Comme la méthode de détection par les pics et les vallées ne permet pas de déterminer l'orientation d'une bande blanche, la solution consiste à définir une zone d'analyse composée de plusieurs lignes vidéo qui ne sont pas forcément adjacentes ( cf. figure VI.3 ). En effet, à partir des différents point-bandes détectés dans la zone d'analyse, il suffit de regrouper ceux qui appartiennent à une même bande blanche. Ensuite, ces regroupements sont modélisés par des segments de droite caractérisés par leur barycentre B et leur orientation  $\phi$ . Cette modélisation limitée à une zone restreinte d'analyse est appelée *la modélisation intra-zone*. Elle permet de déterminer localement la position et l'orientation d'une bande blanche.

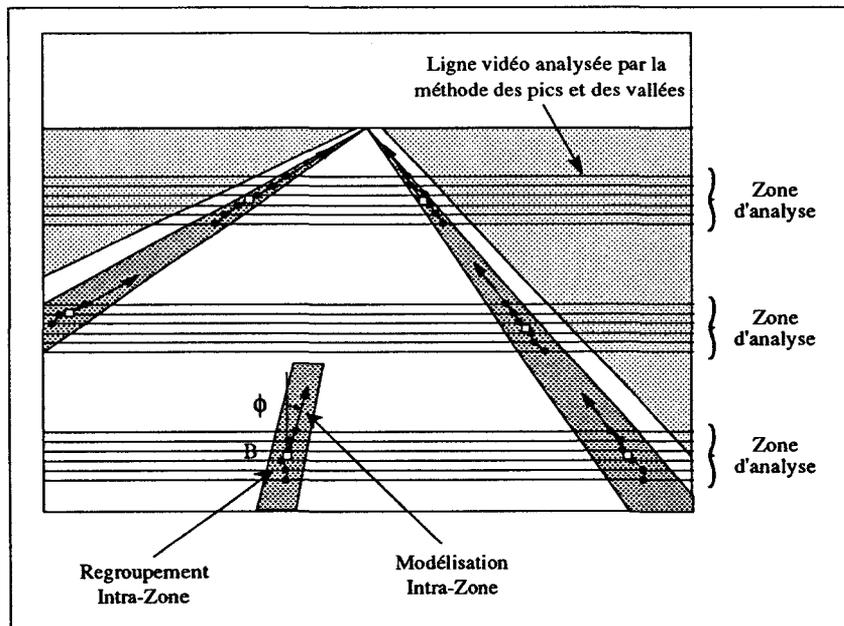


Figure VI.3 : Solution pour déterminer l'orientation des bandes blanches dans l'image

Ensuite, la modélisation des bandes blanches dans l'image toute entière nécessite d'effectuer la modélisation intra-zone dans plusieurs zones d'analyse afin d'obtenir un nombre suffisant de segments de bandes blanches ( cf. figure VI.3 ). Ainsi, à partir des caractéristiques géométriques de la signalisation horizontale ( voir **annexe B** ) et des segments de bande blanche définis par leur position et leur orientation dans l'image, il est possible de déterminer et de regrouper ceux qui appartiennent à une même bande blanche pour ensuite la modéliser. Cette méthode est appelée *la modélisation inter-zone* ( cf. figure VI.4 ).

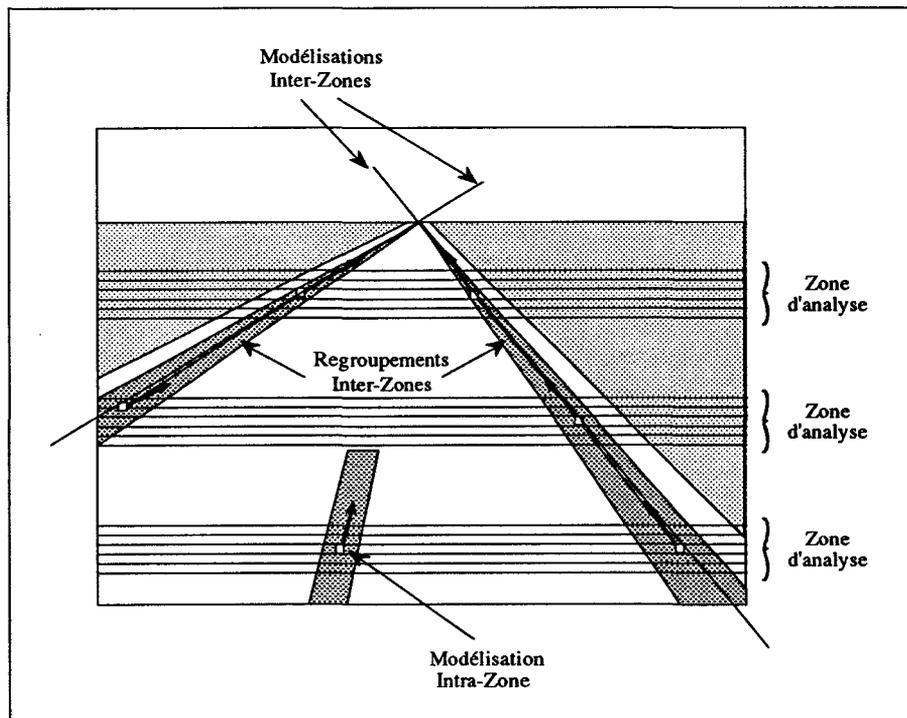


Figure VI.4 : Solution pour modéliser les bandes blanches dans l'image

## VI.1.2 ) La phase d'initialisation

La modélisation des bandes blanches dans une image nécessite de s'intéresser à la phase d'initialisation du robot mobile. Elle va conditionner directement les choix qui peuvent se faire pour modéliser les bandes blanches. En fait, le problème se résume à la question suivante : que faut-il faire lorsque la première image à analyser se présente ? Au moins deux solutions peuvent être envisagées pour répondre à cette question.

### VI.1.2.1 ) Première solution

On peut imaginer une phase d'initialisation très simple : quand la première image à analyser se présente, le système demande à l'opérateur où se trouve approximativement dans

l'image la bande blanche qu'il désire suivre ainsi que la consigne de pilotage<sup>15</sup> à respecter ( cf. figure VI.5 ). Ensuite, le système examine la première zone d'analyse qui est centrée sur la position approximative de la bande blanche pour déterminer, grâce à la modélisation intra-zone le segment de bande blanche qui est alors caractérisé par une position et une orientation dans l'image. Ensuite, en fonction de ces données, le système détermine une deuxième zone d'analyse. Ainsi, en réitérant les calculs, le système est capable de détecter et de modéliser la bande blanche dans l'image ( cf. figure VI.5 ). Cette solution permet de restreindre la largeur des zones d'analyse afin de limiter les temps de calcul.

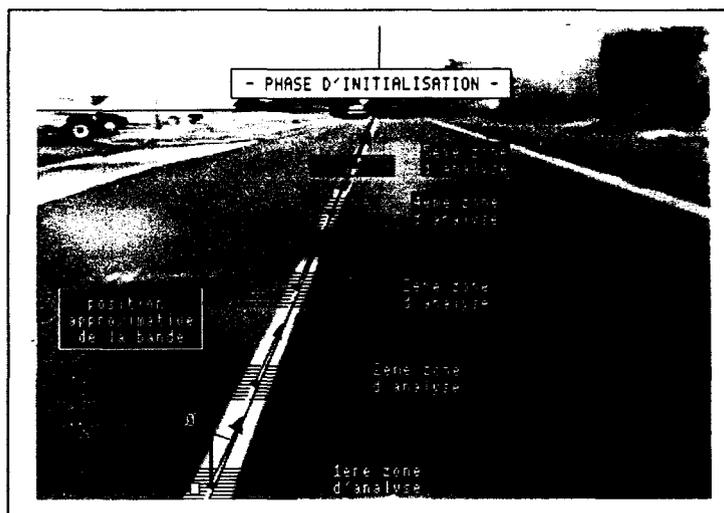


Figure VI.5 : Modélisation d'une bande blanche lors de la phase d'initialisation  
( première solution )

Mais ne serait-ce pas sous-utiliser les capacités du système de vision ? En effet, cette solution contraint le système à se limiter à une seule bande blanche et à ne pas prendre en compte d'autres informations qui, dans certains cas, peuvent s'avérer utiles et nécessaires lors de la conduite automatique. Par exemple : il serait intéressant de pouvoir détecter la présence de bandes blanches supplémentaires. Ainsi, dans le cas d'une "disparition" de la bande blanche suivie, il serait possible de se guider par rapport à celles qui restent et accroître la sûreté de conduite automatique du robot mobile. Il serait aussi intéressant de pouvoir calculer la position du point de fuite de la chaussée pour déterminer si le cap du robot mobile est correct.

### VI.1.2.2 ) Deuxième solution

En fait, il est plus simple de choisir des zones d'analyse qui occupent toute la largeur de l'image. Ce choix présente l'avantage d'une part, de ne plus se poser de questions sur la largeur

(15) On rappelle que la consigne de pilotage est un paramètre choisi par l'opérateur lors de la phase d'initialisation. Elle représente la distance latérale entre le robot mobile et la bande blanche suivie. Le système devra maintenir cette distance constante.

des différentes zones d'analyse et, d'autre part, de prendre en compte les modifications de la signalisation horizontale qui pourraient survenir pendant la conduite automatique.

La solution retenue est la suivante : dès que la première image se présente ( cf. figure VI.6 ), le système détermine, grâce à la modélisation intra-zone, tous les segments qui peuvent correspondre à des bandes blanches dans les différentes zones d'analyse qui seront définies plus tard. Puis, grâce à la modélisation inter-zone, le système recherche parmi les différents segments de bande blanche ceux qui appartiennent à une même bande pour en déduire un modèle qui peut être soit une droite, soit une courbe dans le cas d'un virage. Par exemple, sur la figure VI.6, trois bandes blanches sont détectées, dont deux sont droites ( les bandes blanches de rives ) et une est courbe ( la bande blanche centrale ). Les différents modèles obtenus permettent ensuite de déterminer le point fuite de la chaussée matérialisé par le petit rectangle blanc sur la ligne de l'horizon.

Une fois ces opérations terminées, le système demande à l'opérateur d'une part, de choisir la bande blanche que le robot mobile devra suivre pendant la phase de conduite automatique et, d'autre part, d'indiquer la consigne à respecter.

Comme cette solution permet de détecter toutes les bandes blanches présentes dans la scène et ainsi de prendre en compte les modifications de configuration qui peuvent intervenir lors de la phase de conduite automatique, on se limitera à une seule bande blanche pour asservir la position du robot mobile sur la chaussée. Les autres bandes blanches éventuellement détectées dans l'image serviront d'une part, à déterminer plus précisément le point de fuite de la scène afin de maintenir le robot mobile dans l'axe de la chaussée et, d'autre part, à guider le robot mobile dans le cas où la bande blanche sélectionnée au départ disparaît momentanément de l'image.

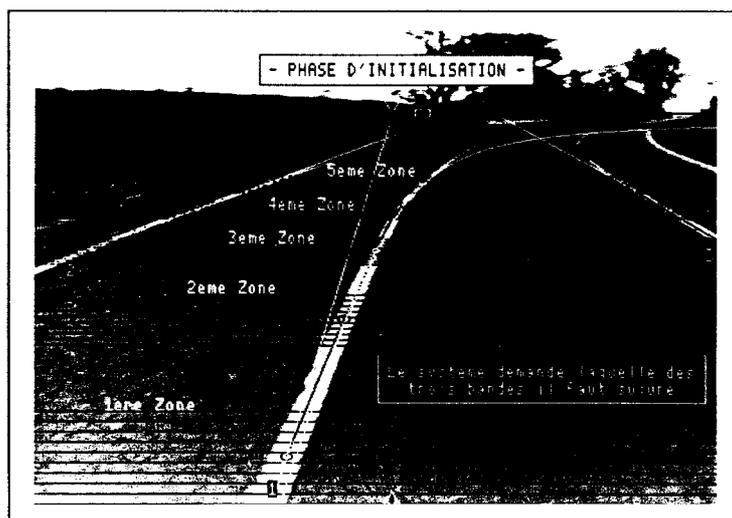


Figure VI.6 : Modélisation d'une bande blanche lors de la phase d'initialisation  
( deuxième solution )

Ainsi, pour réaliser cette solution, il faut :

- définir la méthode de modélisation intra-zone pour obtenir et modéliser les segments de bande blanche,
- déterminer la position des différentes zones d'analyse dans l'image,
- définir la méthode de modélisation inter-zone pour modéliser les bandes blanches dans l'image,
- déterminer le principe de calcul de la position du point fuite dans l'image.

## VI.2 ) MODELISATION INTRA-ZONE

La modélisation intra-zone consiste à déterminer localement la position et l'orientation d'une bande blanche dans une zone d'analyse composée de plusieurs lignes vidéo. Cette modélisation intra-zone nécessite, dans un premier temps, la mise en oeuvre d'une méthode de regroupement intra-zone capable de déterminer parmi les différents point-bandes détectés dans la zone d'analyse, ceux qui appartiennent à une même bande blanche. Ensuite, dans un deuxième temps, chaque regroupement intra-zone est modélisé sous la forme d'un segment de droite défini par deux paramètres, à savoir sa position et son orientation dans l'image ( cf. figure VI.3 ).

### VI.2.1 ) Méthodes de regroupement intra-zone

En fait, le problème est de trouver une méthode de regroupement intra-zone capable de repérer dans une zone d'analyse les point-bandes qui appartiennent à une même bande blanche, c'est-à-dire ceux qui sont alignés.

Trois méthodes de regroupement intra-zone peuvent être envisagées.

#### VI.2.1.1 ) *Regroupement intra-zone grâce à la transformation de Hough*

La transformation de Hough permet de détecter directement les droites présentes dans un nuage de points [HOU\_62], [FAN\_88], [CHA\_91], ( voir à l'**annexe D** ). Bien que cette méthode soit efficace dans son principe, elle présente quelques inconvénients pour notre application, notamment :

- la transformée ne se révèle précise que si un grand nombre de points participe au calcul. Ici, ce n'est pas le cas !
- la discrétisation de l'espace de Hough est un facteur qui limite la précision des caractéristiques des droites trouvées, plus particulièrement leur orientation,
- les temps de calcul sont très importants car l'opération élémentaire qui consiste à calculer les paramètres polaires d'une droite  $(\theta, \rho)$  est répétée  $[N - 1]^2$ ,  $N$  étant le nombre de points à prendre en compte.

Aussi, est-il nécessaire de rechercher une méthode mieux adaptée.

### VI.2.1.2 ) Regroupement intra-zone par analyse de connexité sur une fenêtre rectangulaire

Cette deuxième méthode de regroupement intra-zone permet, à partir des point-bandes détectés dans la zone d'analyse, de déterminer ceux qui sont alignés. Le principe est basé sur une analyse de la connexité des différents point-bandes détectés et de la similitude des largeurs des bandes blanches détectées dans le plan image. Cette méthode de regroupement nécessite d'utiliser un indice pour repérer les différents point-bandes détectés dans la zone d'analyse. Ainsi, la notation retenue est la suivante :

- $s$  représente l'indice des point-bandes détectés dans la zone d'analyse. On suppose qu'il y a  $N$  point-bande en tout,
- $p_s$  correspond au point-bande d'indice  $s$  obtenu par la méthode des pics et des vallées ( cf. figure VI.7 ),
- $L_s$  correspond à la largeur de la bande blanche détectée associée au point-bande  $p_s$ ,
- $(x_s, y_s)$  correspond à la position de la bande blanche détectée dans l'image relative au point-bande  $p_s$ .

Ainsi, pour déterminer les point-bandes qui appartiennent à une même bande blanche, il suffit d'appliquer les deux règles suivantes :

Règles	Le point-bande $p_{s+n}$ est connexe au point-bande $p_s$ si :
(1)	$\begin{cases}  x_{s+n} - x_s  \leq \frac{l_F}{2} \\  y_{s+n} - y_s  \leq \frac{h_F}{2} \end{cases}$
(2)	<p>et</p> $\left  \frac{L_{s+n} - L_s}{L_s} \right  \leq \lambda_{\max}$
	<p>avec</p> $\begin{cases} 1 \leq s \leq N \\ s+1 \leq n \leq N \\ N \text{ correspond au nombre de} \\ \text{point - bandes dans la zone d' analyse} \end{cases}$

La première règle permet de déterminer si les distances géométriques dans les directions horizontales et verticales qui séparent les point-bandes  $p_s$  et  $p_{s+n}$  sont inférieures aux seuils  $(l_F/2)$  et  $(h_F/2)$ . En fait, ces deux seuils définissent une fenêtre rectangulaire de largeur  $l_F$  et de hauteur  $h_F$  centrée sur le point-bande  $p_s$  ( cf. figure VI.7 ). Cette fenêtre rectangulaire délimite la zone dans laquelle un point-bande  $p_{s+n}$  est considéré comme connexe au point-bande  $p_s$ . Quelques précisions vont être apportées par la suite pour définir les valeurs de ces deux seuils.

La deuxième règle permet de déterminer les point-bandes qui ont des largeurs semblables. Il s'agit de calculer l'écart relatif entre les largeurs  $L_{s+n}$  et  $L_s$  pour le comparer à un écart maximum  $\lambda_{\max}$ . Le choix de la valeur du seuil  $\lambda_{\max}$  dépend du résultat recherché suivant que l'opérateur veut une sensibilité plus ou moins importante. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $\lambda_{\max}$  comprise entre 30 % et 10 %.

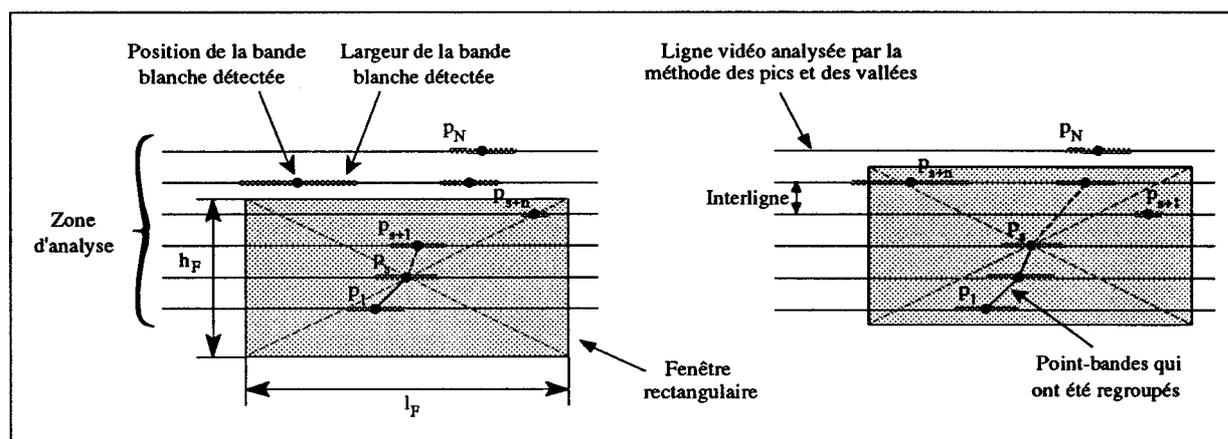


Figure VI.7 : Principe du regroupement intra-zone grâce à une fenêtre rectangulaire

Dès que les point-bandes  $p_{s+n}$  ont été analysés, la fenêtre est successivement déplacée et centrée sur le ou les point-bandes connexe au point-bande  $p_s$ . Ainsi, le regroupement intra-zone se construit en déplaçant la fenêtre de proche en proche. Une fois que le regroupement intra-zone est obtenu, on recommence l'analyse de connexité à partir des point-bandes restants. De plus, les regroupements intra-zones qui n'ont pas un nombre suffisant de point-bandes ne seront pas pris en compte par la suite.

Les valeurs de  $l_F$  et de  $h_F$ , qui définissent la taille de la fenêtre rectangulaire, conditionnent directement les performances de la méthode pour déterminer les regroupements intra-zones. En fait, ce qui nous intéresse, c'est de déterminer dans la zone d'analyse, les point-bandes qui sont effectivement représentatifs d'une bande blanche, c'est-à-dire :

- que la hauteur  $h_F$  de la fenêtre rectangulaire doit être choisie de façon à englober plusieurs lignes vidéo afin de prendre en compte les point-bandes avoisinants ( équation (VI.1) ) :

$$h_F = (\kappa + 1) \cdot (2 \cdot \zeta + 1) \quad (VI.1)$$

où  $\left\{ \begin{array}{l} \kappa \text{ est à la valeur de l' interligne ( cf. figure VI.7 )} \\ \zeta \text{ est le nombre de lignes vidéo qui sont prises} \\ \text{en compte de part et d' autre de la ligne vidéo} \\ \text{sur laquelle est situé le point- bande } p_s \end{array} \right.$

Dans la pratique, la valeur de  $\zeta$  sera comprise entre 1 et 4 lignes vidéo.

- que la largeur  $l_F$  de la fenêtre rectangulaire doit être choisie pour prendre en compte des orientations importantes des bandes blanches dans l'image ( orientation  $\phi$  comprise entre +75 et -75 degrés ). Une solution consiste à multiplier la hauteur  $h_F$  de la fenêtre rectangulaire par un coefficient  $v$  pour déterminer sa largeur  $l_F$  ( équation (VI.2) ) :

$$l_F = v \cdot h_F \quad (VI.2)$$

Nous allons maintenant appliquer cette méthode de regroupement intra-zone à une image réelle dans laquelle plusieurs bandes blanches sont présentes ( cf. figure VI.8 ). On constate que dans les quatre zones d'analyse, les différents regroupements intra-zones correspondent effectivement aux différentes bandes blanches.

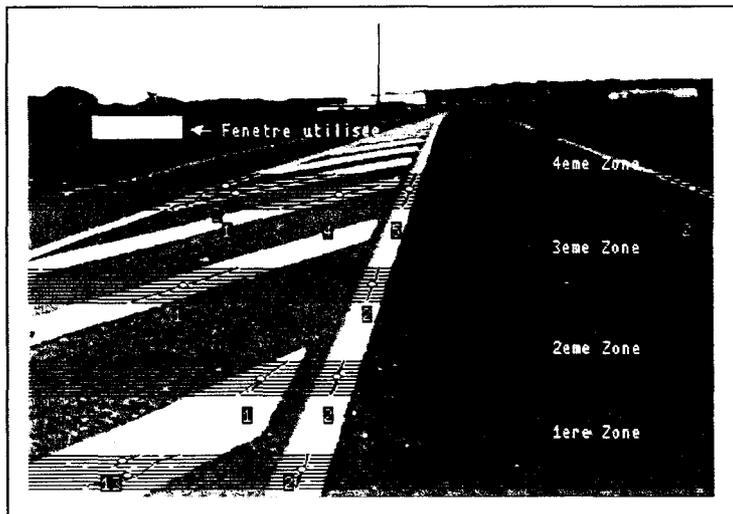


Figure VI.8 : Recherche des regroupements intra-zones dans les zones d'analyses

Néanmoins, il existe deux inconvénients dans l'utilisation de cette méthode, notamment :

- l'effet de chaînage qui consiste à mettre bout à bout des éléments présentant des caractéristiques similaires et de constater à la fin que l'élément d'arrivée a des caractéristiques très différentes de l'élément de départ. Par exemple, sur la figure VI.9, le regroupement intra-zone obtenu nous montre qu'en partant du point-bande de départ  $p_{dep}$  et qu'en arrivant au point-bande d'arrivée  $p_{arr}$ , la largeur de la bande blanche détectée  $L_{dep}$  sur

la première ligne vidéo (la plus basse dans la zone d'analyse) est quatre fois plus importante que la largeur  $L_{arr}$  située sur la dernière ligne vidéo (la plus haute dans la zone). En d'autres termes, la méthode de regroupement considère que la largeur  $L_{dep}$  est similaire à la largeur  $L_{arr}$ , ce qui n'est pas le cas sur la figure. Cet effet de chaînage peut être à l'origine d'aberrations dans les regroupements intra-zones,

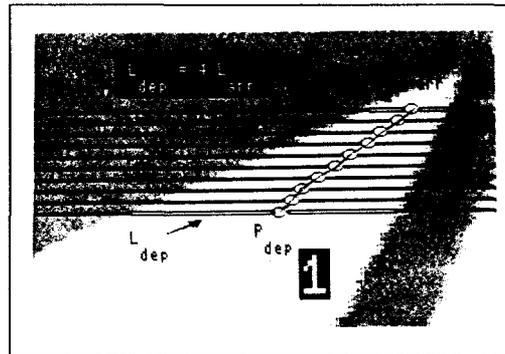


Figure VI.9 : L'effet de chaînage

- l'effet de dispersion qui est dû au principe même de la méthode de regroupement intra-zone qui ne prend pas en compte la notion d'alignement des point-bandes détectés, mais en fait leur connexité. Ainsi, dans certains cas, la méthode donne de mauvais résultats (cf. figure VI.10).

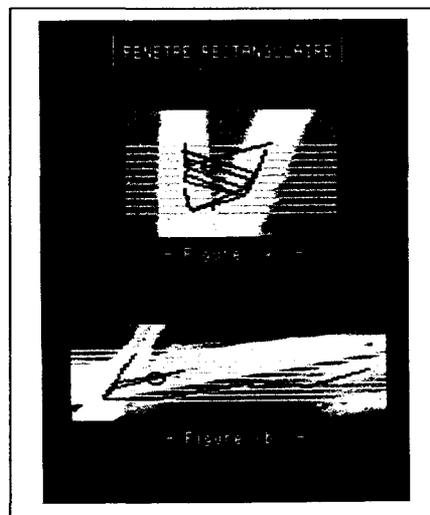


Figure VI.10 : L'effet de dispersion

Ces deux inconvénients nous conduisent à envisager une autre méthode pour déterminer plus précisément dans une zone d'analyse les point-bandes qui présentent des alignements.

**VI.2.1.3 ) Regroupement intra-zone par analyse de connexité sur une fenêtre circulaire**

La méthode de regroupement intra-zone présentée ici permet, à partir des point-bandes détectés dans la zone d'analyse, de déterminer ceux qui sont alignés. Le principe utilise trois notions : une notion de similitude des largeurs des bandes blanches détectées, une notion de connexité dans un voisinage circulaire entre les différents point-bandes détectés dans la zone d'analyse et une notion de régression linéaire pour mettre en évidence les point-bandes alignés.

On rappelle que les point-bandes  $p_s$  détectés par la méthode des pics et des vallées sont caractérisés par leur position  $(x_s, y_s)$  dans l'image et par la largeur associée de la bande blanche  $L_s$ , avec  $s$  qui représente l'indice des point-bandes détectés ( cf. figure VI.7 ).

Ainsi, pour déterminer les point-bandes qui appartiennent à un même regroupement intra-zone, il suffit d'appliquer les règles suivantes :

Règles	Le point-bande $p_{s+n}$ est connexe au point-bande $p_s$ si :
(1)	$\left  \frac{L_{s+n} - L_s}{L_s} \right  \leq \lambda_{\max}$
	et
(2)	$\sqrt{(x_{s+n} - x_s)^2 + (y_{s+n} - y_s)^2} \leq R_F$
	sinon
(3)	$D_{s+n} \leq R_F$
	où $\left\{ \begin{array}{l} D_{s+n} \text{ représente la distance euclidienne entre le} \\ \text{point - bande } p_{s+n} \text{ et le segment de droite qui modélise} \\ \text{le regroupement intra - zone en cours de construction} \\ \text{( cette droite est obtenue par régression linéaire).} \end{array} \right.$
	avec $\left\{ \begin{array}{l} 1 \leq s \leq N \\ s + 1 \leq n \leq N \\ N \text{ correspond au nombre de} \\ \text{point-bandes dans la zone d'analyse} \end{array} \right.$
Lorsque le point-bande $p_{s+n}$ vérifie les règles ci-dessus, on réitère en posant : $s = s+n$	

La première règle permet de déterminer les point-bandes qui ont des largeurs semblables en comparant l'écart relatif entre les largeurs  $L_{s+n}$  et  $L_s$  à un écart maximum  $\lambda_{\max}$ . Le choix de la

valeur du seuil  $\lambda_{max}$  dépend du résultat recherché suivant que l'opérateur veut une sensibilité plus ou moins importante. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $\lambda_{max}$  comprise entre 30 % et 10 %.

La deuxième règle permet de déterminer si la distance euclidienne qui sépare les point-bandes  $p_s$  et  $p_{s+n}$  est inférieure au seuil  $R_F$ . En fait, l'inéquation définit un voisinage circulaire représenté par une fenêtre circulaire de rayon  $R_F$  et centrée sur le point-bande  $p_s$  ( cf. figure VI.11 ). Cette fenêtre circulaire délimite la zone dans laquelle un point-bande  $p_{s+n}$  peut être considéré comme connexe avec un point-bande  $p_s$ .

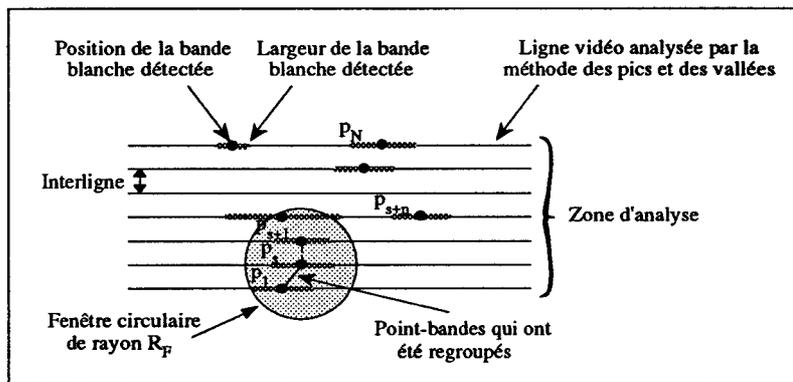


Figure VI.11 : Notion de voisinage circulaire des point-bandes

La valeur du seuil  $R_F$  doit être choisie de façon à ce que la fenêtre circulaire englobe plusieurs lignes vidéo afin de prendre en compte les point-bandes avoisinants ( équation (VI.3) ).

$$R_F = (\kappa + 1). (2. \zeta + 1) \tag{VI.3}$$

où  $\left\{ \begin{array}{l} \kappa \text{ est à la valeur de l' interligne ( cf. figure VI. 11 )} \\ \zeta \text{ est le nombre de lignes vidéo qui sont prises} \\ \text{en compte de part et d' autre de la ligne vidéo} \\ \text{sur laquelle est situé le point- bande } p_s \end{array} \right.$

Dans la pratique, la valeur de  $\zeta$  sera comprise entre 1 et 4 lignes vidéo.

La troisième règle permet de prendre en compte la notion d'alignement des point-bandes détectés dans la zone d'analyse lorsque la deuxième règle n'est pas vérifiée. Elle consiste d'abord à modéliser par un segment de droite le regroupement intra-zone en cours de construction, puis à déterminer la distance euclidienne  $D_{s+n}$  entre le point-bande  $p_{s+n}$  et ce segment de droite ( cf. figure VI.12 ). Ensuite, la distance  $D_{s+n}$  est comparée au seuil  $R_F$  pour déterminer si le point-bande  $p_{s+n}$  est connexe au point-bande  $p_s$ .

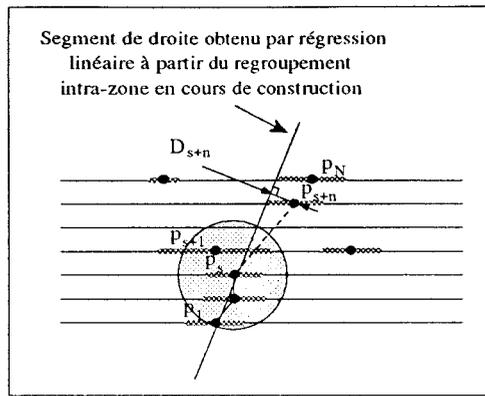


Figure VI.12 : Notion d'alignement par régression linéaire

Dans cette méthode de regroupement, la fenêtre circulaire est déplacée dès qu'un point-bande  $p_{s+n}$  est connexe avec le point-bande  $p_s$ . Une fois que le regroupement intra-zone est terminé, on recommence l'analyse de connexité à partir des point-bandes restants. De plus, les regroupements intra-zones qui n'ont pas un nombre suffisant de point-bandes ne seront pas pris en compte par la suite.

Pour mettre en évidence les performances de cette méthode de regroupement intra-zone, nous allons la comparer à celle qui utilise une fenêtre rectangulaire ( voir § VI.1.2.2 ), en reprenant les deux cas de la figure VI.10.

Les résultats obtenus, présentés sur la figure VI.13, montrent que les regroupements intra-zones sont beaucoup plus représentatifs que ceux résultant de la méthode qui utilise une fenêtre rectangulaire. De plus, l'effet de dispersion n'existe plus.

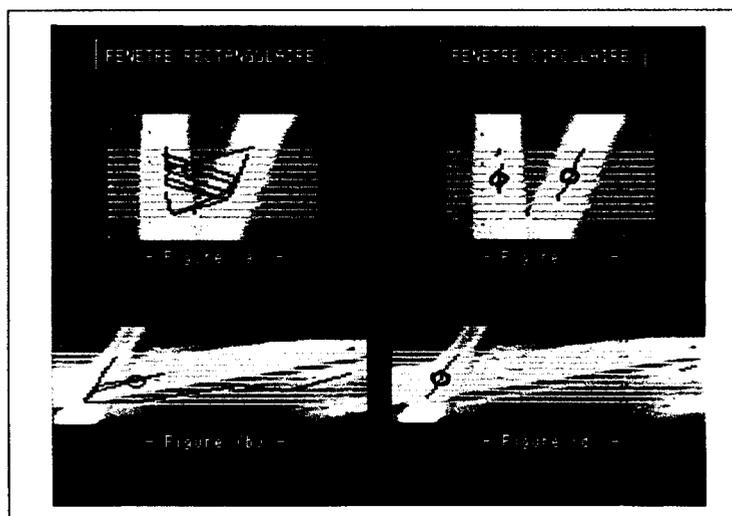


Figure VI.13 : Cas d'un dédoublement de la bande blanche et d'une zone d'ensoleillement sur la bande blanche

### VI.2.1.4 ) Conclusions

Grâce à ces différentes méthodes de regroupement intra-zone, il est possible de déterminer, au sein d'une zone d'analyse, les point-bandes qui appartiennent à une même bande blanche, c'est-à-dire ceux qui sont alignés.

Il est possible de comparer la rapidité de ces trois méthodes de regroupement intra-zone, c'est-à-dire celle basée sur la transformation de Hough, celle utilisant une fenêtre rectangulaire et celle utilisant une fenêtre circulaire. En effet, soit  $N$  le nombre de point-bandes détectés dans la zone d'analyse, on peut déterminer le nombre de recherches  $R$  à effectuer pour analyser tous les point-bandes. Une recherche correspond aux différentes opérations élémentaires permettant de déterminer si un point-bande appartient à un regroupement intra-zone.

Dans le cas de la méthode de regroupement intra-zone qui utilise la transformation de Hough :

$$R_1 = (N - 1)^2$$

Dans le cas de la méthode de regroupement intra-zone qui utilise une fenêtre rectangulaire, un encadrement est nécessaire car le nombre de recherches dépend directement des caractéristiques des point-bandes ( $x_s$ ,  $y_s$ ,  $L_s$ ), ce qui donne :

- dans le meilleur des cas où tous les point-bandes ne forment qu'un seul et même regroupement intra-zone :

$$R_2 = (N - 1)$$

$$R_2 \leq R_1$$

- dans le pire des cas où chaque point-bande correspond à un regroupement intra-zone :

$$R_2 = \left( \frac{(N - 1) \cdot N}{2} \right)$$

$$R_2 \leq R_1$$

Dans le cas de la méthode de regroupement intra-zone qui utilise à une fenêtre circulaire, un encadrement est aussi nécessaire, ce qui donne :

- dans le meilleur des cas où tous les point-bandes ne forment qu'un seul et même regroupement intra-zone :

$$R_3 = (N - 1)$$

$$R_3 \leq R_1$$

- dans le pire des cas où chaque point-bandes correspond à un regroupement intra-zone :

$$R_3 = \left( \frac{(N-1).N}{2} \right)$$

$$R_3 \leq R_1$$

On remarque que les encadrements des deux dernières méthodes sont identiques. En réalité, la méthode qui utilise une fenêtre circulaire est la plus rapide car on a toujours la relation :  $R_3 \leq R_2$ . En effet, dans la méthode de la fenêtre rectangulaire chaque point-bande  $p_{s+n}$  est analysé pour déterminer s'il est connexe au point-bande  $p_s$ , alors que dans la méthode de la fenêtre circulaire, l'analyse de connexité s'arrête dès qu'un point-bande  $p_{s+n}$  est connexe au point-bande  $p_s$ .

A titre d'exemple, nous allons donner, pour chaque méthode, le nombre de recherches nécessaires pour obtenir le regroupement intra-zone de la figure VI.13 où une zone d'ensoleillement est présente sur la bande blanche. Nous obtenons pour cette zone d'analyse qui contient 19 point-bandes :

- 324 recherches pour la transformation Hough,
- 142 recherches pour la méthode utilisant une fenêtre rectangulaire,
- 48 recherches pour la méthode utilisant une fenêtre circulaire.

Dans la pratique, la méthode qui utilise une fenêtre circulaire permet en moyenne de traiter une zone d'analyse 3 à 6 fois plus vite que la méthode utilisant une fenêtre rectangulaire.

### VI.2.2 ) Modélisation des regroupements intra-zones

La modélisation des regroupements intra-zones obtenus par la méthode faisant appel à une fenêtre circulaire se fait par régression linéaire ( voir à l'annexe C ). Le modèle linéaire utilisé est le suivant :

$$y = a.x + b$$

La pente de cette droite permet de déterminer l'orientation  $\phi_k$  de la bande blanche dans la zone d'analyse. Cet angle  $\phi_k$  est référencé par rapport à l'axe vertical de l'image ( cf. figure VI.14 ). Si le regroupement intra-zone est orienté vers la gauche, la valeur de  $\phi_k$  est positive. A l'opposé, s'il est orienté vers la droite, la valeur de  $\phi_k$  est négative. Les différents point-bandes qui composent le regroupement intra-zone permettent de déterminer le barycentre  $B_k$  de ce regroupement dans la zone d'analyse étudiée.

Ainsi, chaque modèle intra-zone  $m_k$  est caractérisé par une position  $(x_k, y_k)$  indiquant le barycentre des point-bandes regroupés et par une orientation  $\phi_k$  liée à l'orientation du segment de droite utilisé pour modéliser la bande blanche dans l'image ( cf. figure VI.14 ).

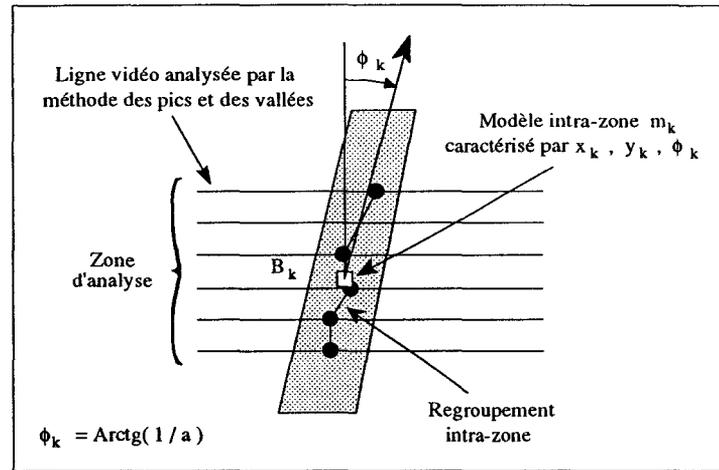


Figure VI.14 : Modélisation intra-zone des bandes blanches dans une image

### VI.2.3 ) Conclusion

La modélisation intra-zone permet, à ce stade, de déterminer et de regrouper dans une zone d'analyse les point-bandes qui appartiennent à une même bande blanche. Chaque regroupement intra-zone est modélisé dans l'image par une position et par l'orientation d'un segment de droite utilisé pour modéliser ce regroupement ( cf. figure VI.14 ).

Pour modéliser les bandes blanches présentes dans l'image, il est nécessaire d'effectuer la modélisation intra-zone dans plusieurs zones d'analyse afin d'obtenir un nombre suffisant de segments de bandes blanches. L'utilisation du simulateur met en évidence :

- que la détection d'une bande blanche de 12 cm de large ( dimension la plus courante ) devient difficile si elle est située devant le robot mobile à une distance supérieure à 20 mètres. Ainsi, les zones d'analyse dans l'image doivent être disposées de façon à ne pas dépasser cette distance. Par la suite, on pourra éventuellement prévoir une procédure spécifique pour analyser et interpréter les bandes blanches qui se situent au-delà de cette distance,
- que cinq zones de dix lignes chacune peuvent suffire pour détecter la plupart des modulations des bandes blanches présentes sur réseau routier ( voir **annexe B** ). Pour une question de simplicité et de rapidité, les zones d'analyse sont situées à des positions fixes dans l'image et disposées de manière à recouvrir sensiblement des zones de même surface dans la scène réelle ( cf. figure VI.15 ). Les zones d'analyses situées dans le bas de l'image ont des hauteurs plus importantes que celles situées dans le haut. Par contre, les espacements entre les différentes zones d'analyse dans l'image ne correspondent pas à des espacements équidistants dans la scène réelle. Cette disposition permettra par la suite de détecter des bandes blanches curvilignes.

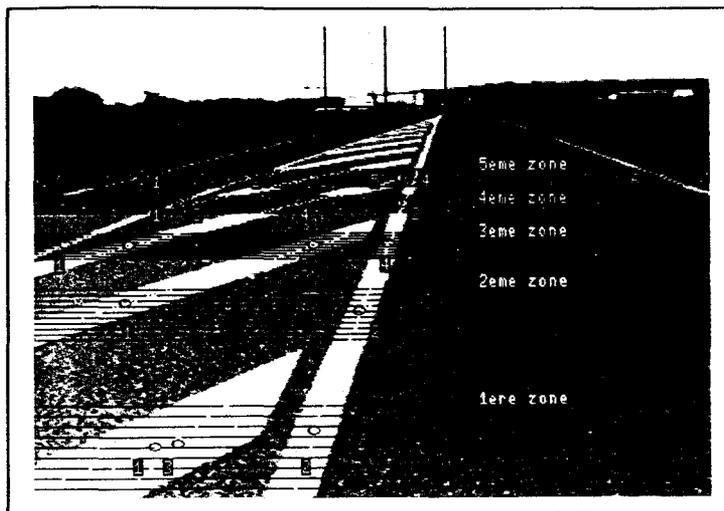


Figure VI.15 : Positions des zones d'analyse dans l'image

### VI.3 ) MODELISATION INTER-ZONE

A partir des résultats obtenus par la modélisation intra-zone dans les différentes zones d'analyses, il s'agit maintenant de procéder à la modélisation inter-zone. Le problème consiste à rechercher parmi les différents modèles intra-zones, ceux qui appartiennent à une même bande blanche afin de la modéliser. En fait, il s'agit encore d'un problème de regroupement !

Deux solutions sont envisagées pour déterminer les bandes blanches présentes dans l'image :

- la première solution consiste à modéliser les bandes blanches dans le repère image. Cette solution est bien adaptée dans le cas où les images des bandes blanches sont rectilignes. Par contre, lorsqu'elles sont curvilignes, la modélisation devient problématique.
- la deuxième solution consiste à modéliser les bandes blanches, non pas dans le repère image, mais dans le repère réel. Cette solution permet de n'utiliser que deux types de modèles : l'un linéaire et l'autre circulaire.

La notion de point de fuite de la chaussée est introduite pour ne prendre en compte que les modèles qui servent à décrire le tracé de la chaussée ( bandes blanches de rives, bandes centrales, etc... ) et ainsi éliminer les autres modèles ( flèche de rabattement, zébras, etc... ). Cette notion de point de fuite permet aussi de contrôler le cap du robot mobile.

### VI.3.1 ) Modélisation inter-zone dans le repère image

La modélisation des bandes blanches dans le repère image  $\mathbf{R}_i = (\mathbf{O}_i, (\bar{\mathbf{X}}_i, \bar{\mathbf{Y}}_i))$  consiste à rechercher parmi les différents modèles intra-zones, ceux qui appartiennent à une même bande blanche. Ensuite, il suffit de déterminer le modèle qui représente le mieux cette bande blanche.

Lorsque les bandes blanches sont rectilignes dans l'image, il est possible de les modéliser par une droite. Par contre, lorsque la chaussée présente une courbure, le simulateur permet de constater que les bandes blanches peuvent avoir des formes curvilignes très variées dans l'image et leur modélisation devient problématique. En théorie, il est toujours possible de modéliser ces bandes blanches par des fonctions splines, des modèles polynomiaux, etc... En fait, le problème se situe plutôt au niveau des temps de calcul qui deviennent trop importants pour rechercher parmi les différents modèles possibles celui qui est le plus adéquat pour représenter une bande blanche donnée.

### VI.3.2 ) Modélisation inter-zone dans le repère réel

La solution pour réduire les temps de calcul nécessaires à la recherche du modèle le plus adapté consiste simplement à limiter leur nombre et leur complexité. Dans le repère réel  $\mathbf{R}_r = (\mathbf{O}_r, (\bar{\mathbf{X}}_r, \bar{\mathbf{Y}}_r, \bar{\mathbf{Z}}_r))$ , qui est en réalité un plan compte tenu de l'hypothèse de planéité de la scène ( chapitre III, § III.2.1 ), le tracé des chaussées est soit rectiligne, soit circulaire. Ainsi, deux types de modèle suffisent pour modéliser les bandes blanches.

#### VI.3.2.1 ) Principe de la modélisation inter-zone

La recherche et la modélisation des bandes blanches présentes dans le plan de la chaussée réelle nécessitent d'utiliser la transformation perspective inverse ( chapitre III, équations (III.3) et (III.4) ) pour transférer dans ce plan toutes les données obtenues précédemment par la modélisation intra-zone, c'est-à-dire les modèles intra-zones  $m_k$  définis par leurs positions  $(x_k, y_k)$  et leurs orientations  $\phi_k$ . Ainsi, dans le plan réel, les nouveaux modèles intra-zones  $m_r$  sont définis par leurs positions  $(x_r, y_r)$  et leurs orientations  $\theta_r$ .

Ainsi, nous pouvons commencer la modélisation inter-zone dans le plan réel pour rechercher parmi les modèles intra-zones  $m_r$ , ceux qui appartiennent à une même bande blanche. Suivant les résultats, un modèle linéaire ou circulaire est calculé et réactualisé au fur et à mesure de l'analyse.

Le principe de la recherche et de la modélisation est résumé dans le tableau de la figure VI.16. Des explications complémentaires sont fournies ci-après pour mieux le comprendre.

Recherche et modélisation dans le plan réel		
<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>A</b></div> <p>Le modèle <math>m_{r+n}</math> est intégré au même regroupement inter-zone que le modèle <math>m_r</math> si :</p>		
<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>B</b></div> <p>Dans le cas où le regroupement inter-zone en cours est modélisé par <b>une droite</b> :</p>		<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>C</b></div> <p>Dans le cas où le regroupement inter-zone en cours est modélisé par <b>un cercle</b> :</p>
<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>D</b></div> <p>(1) <math>D_{r+n} \leq D_{max}</math> et (2) <math> \theta_{r+n} - \theta_{mod}  \leq \theta_{max}</math></p>	<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>E</b></div> <p>(1) <math>D_{r+n} \leq D_{max}</math> et (3) <math> R_{r+n} - R_{mod}  \leq R_{max}</math> et (4) { Parmi les modèles intra-zones restant (<math>m_{r+n+1}</math> à <math>m_N</math>) aucun ne vérifie les règles (1) et (2)</p>	<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>F</b></div> <p>(3) <math> R_{r+n} - R_{mod}  \leq R_{max}</math></p>
<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>G</b></div> <p>Lorsque le modèle <math>m_{r+n}</math> vérifie les règles ci-dessus, le nouveau regroupement inter-zone est modélisé par <b>une droite</b></p>	<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>H</b></div> <p>Lorsque le modèle <math>m_{r+n}</math> vérifie les règles ci-dessus, le nouveau regroupement inter-zone est modélisé par <b>un cercle</b></p>	<div style="background-color: #cccccc; width: 20px; height: 20px; display: inline-block; margin-bottom: 5px;"><b>I</b></div> <p>Lorsque le modèle <math>m_{r+n}</math> vérifie la règle ci-dessus, le nouveau regroupement inter-zone est modélisé par <b>un cercle</b></p>
On réitère en posant : $r = r+n$		

Figure VI.16 : Principe de la modélisation inter-zone

où {  $m_r$  correspond au dernier modèle intra - zone qui a été intégré dans le regroupement inter - zone en cours de construction .  
 $1 \leq r \leq N - 1$   
 $N$  représente le nombre de modèles intra - zone dans le plan réel .  
 $m_{r+n}$  est un modèle intra - zone qui va être étudié pour déterminer s' il peut être intégré au regroupement en cours .  
 $r + 1 \leq n \leq N$

Ainsi, pour déterminer dans le plan réel si le modèle intra-zone  $m_{r+n}$  appartient au même regroupement inter-zone que le modèle intra-zone  $m_r$  ( cellule A du tableau ), il faut considérer deux cas, suivant que le regroupement inter-zone en cours de construction est modélisé par une droite ou par un cercle ( cellules B et C du tableau ).

**VI.3.2.1.a ) Regroupement inter-zone en cours modélisé par une droite**

Dans le cas où le regroupement inter-zone en cours de construction est modélisé par une droite ( cellule **B** du tableau ), avec :

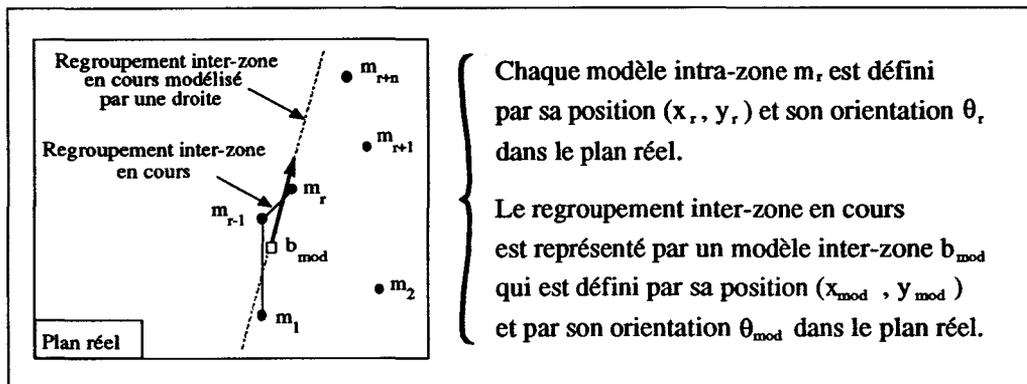


Figure VI.17 : Regroupement inter-zone en cours modélisée par une droite

Le modèle linéaire utilisé pour le regroupement inter-zone en cours de construction est :

$$y = ax + b$$

avec :

$$\begin{cases} a = \frac{1}{\tan(\theta_{mod})} \\ b = y_{mod} - a \cdot x_{mod} \end{cases}$$

et :

$$\begin{cases} \theta_{mod} = \frac{\left( \sum_{j=1}^K \theta_j \right)}{K} & \left( \theta_j \text{ représente l'orientation des modèles intra-zones qui font partie du regroupement inter-zone en cours de construction.} \right) \\ x_{mod} = \frac{\left( \sum_{j=1}^K x_j \right)}{K} & \left( x_j \text{ représente l'abscisse des modèles intra-zones qui font partie du regroupement inter-zone en cours de construction.} \right) \\ y_{mod} = \frac{\left( \sum_{j=1}^K y_j \right)}{K} & \left( y_j \text{ représente l'ordonnée des modèles intra-zones qui font partie du regroupement inter-zone en cours de construction.} \right) \end{cases}$$

où

- j représente l'indice des modèles intra-zones qui font partie du regroupement inter-zone en cours de construction.
- K représente le nombre de modèles intra-zones qui font partie du regroupement inter-zone en cours de construction, avec  $1 \leq j \leq K$ .

Deux possibilités sont envisageables suivant les caractéristiques du modèle intra-zone  $m_{r+n}$  ( cellules D et E du tableau ) :

**Première possibilité**

La première possibilité correspond au cas où les règles (1) et (2) sont vérifiées ( cellule D du tableau ), c'est-à-dire que le modèle intra-zone  $m_{r+n}$  a les caractéristiques nécessaires pour être intégré au regroupement inter-zone en cours de construction de telle façon que le nouveau regroupement soit encore modélisable par une droite ( cellule G du tableau ). En effet :

- La règle (1) détermine dans le plan réel la distance euclidienne  $D_{r+n}$  qui sépare le modèle intra-zone  $m_{r+n}$  de la droite modélisant le regroupement inter-zone en cours ( cf. figure VI.18a ). Cette distance permet d'évaluer la qualité de l'alignement du modèle intra-zone  $m_{r+n}$  par rapport au regroupement inter-zone en cours de construction.
- La règle (2) détermine par rapport au modèle  $m_{r+n}$ , la différence angulaire entre l'orientation  $\theta_{r+n}$  et l'orientation  $\theta_{mod}$  modélisant le regroupement inter-zone en cours ( cf. figure VI.18b ). Cette différence permet d'évaluer l'orientation du modèle intra-zone  $m_{r+n}$  par rapport au regroupement inter-zone en cours de construction.

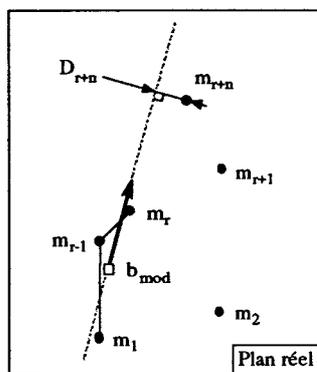


Figure VI.18a : Principe de la règle (1)

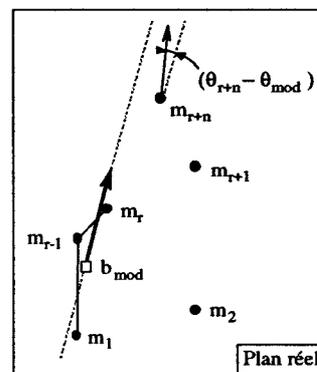


Figure VI.18b : Principe de la règle (2)

Ainsi, lorsque ces deux règles sont vérifiées, le modèle inter-zone  $b_{mod}$  du nouveau regroupement est réactualisé et devient :

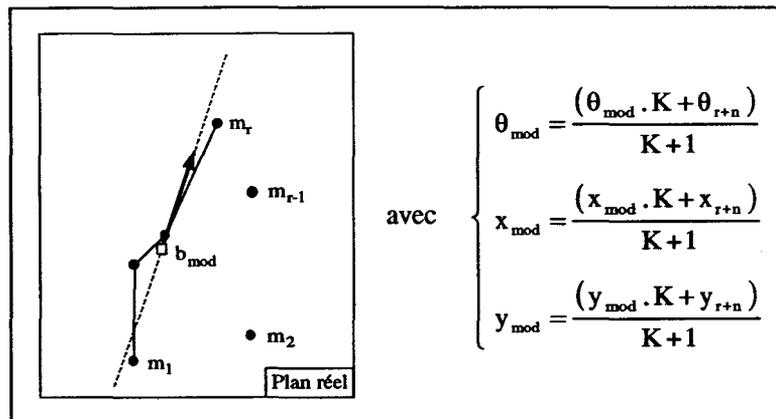


Figure VI.19 : Réactualisation du modèle inter-zone  $b_{\text{mod}}$

### Deuxième possibilité

La deuxième possibilité correspond au cas où les règles (1), (3) et (4) sont vérifiées (cellule E du tableau), c'est-à-dire que le modèle intra-zone  $m_{r+n}$  a les caractéristiques nécessaires pour être intégré au regroupement inter-zone en cours de construction de telle façon que le nouveau regroupement soit modélisable par un cercle (cellule H du tableau). En effet, il est possible, dans certain cas, qu'un modèle linéaire se transforme au cours de sa construction en un modèle circulaire.

Dans l'hypothèse d'une bande blanche curviligne, on constaterait dans le plan réel qu'il serait difficile à partir des premières zones d'analyse de détecter le rayon de courbure de cette bande blanche car elle serait pratiquement rectiligne. On obtiendrait ainsi une modélisation linéaire. Cependant, à partir des zones d'analyse situées vers le haut de l'image, qui sont plus espacées dans le plan réel, il deviendrait possible de détecter un rayon de courbure. Ainsi, le modèle linéaire se transformerait en un modèle circulaire (cf. figure VI.20).

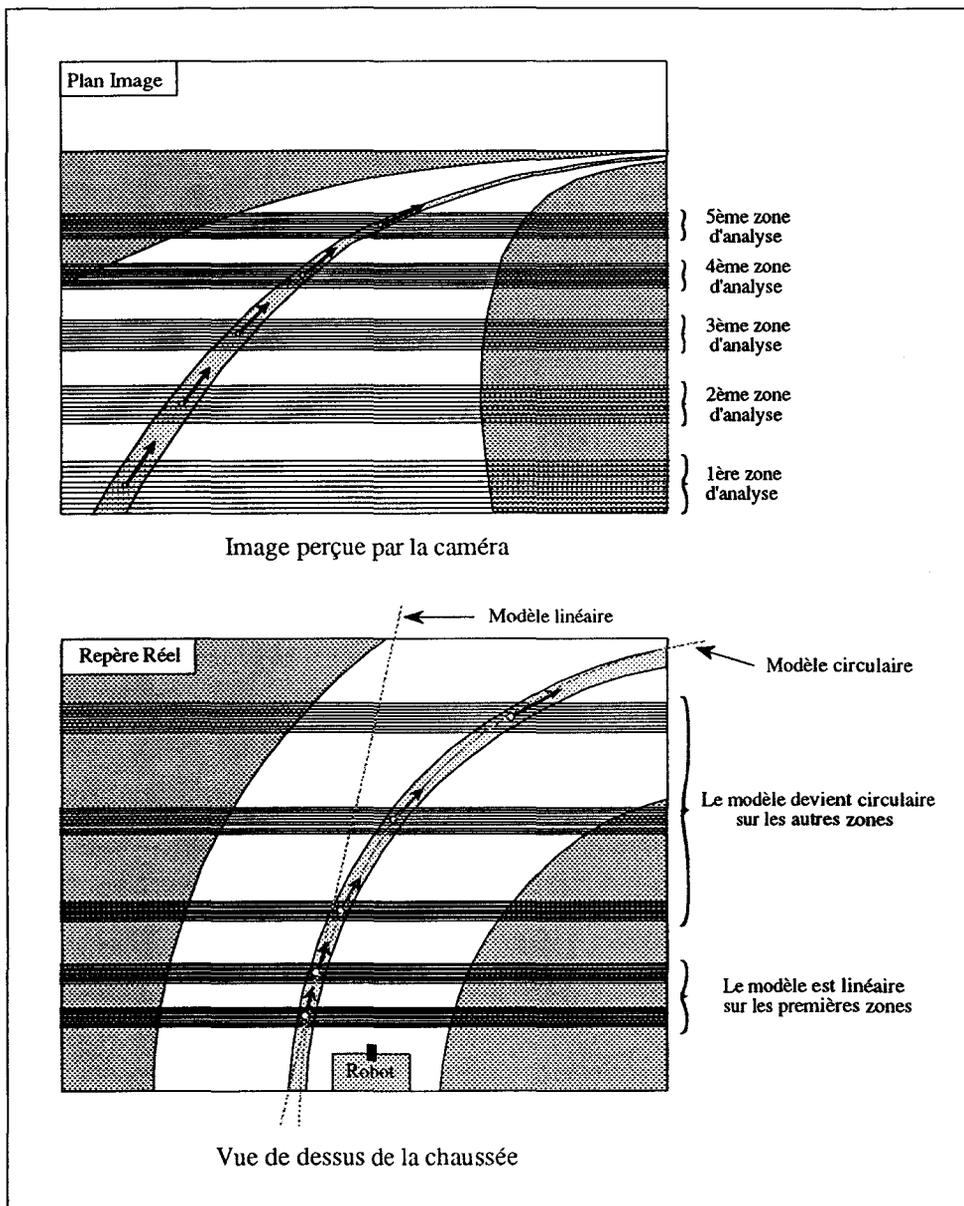


Figure VI.20 : Transformation d'un modèle linéaire en un modèle circulaire

- La règle (1) permet d'évaluer la qualité de l'alignement du modèle intra-zone  $m_{r+n}$  par rapport au regroupement inter-zone en cours de construction (voir les explications relatives à la figure VI.18a).
- La règle (3) permet de calculer la différence entre le rayon  $R_{mod}$  et le rayon  $R_{r+n}$  pour déterminer si le modèle intra-zone  $m_{r+n}$  peut être intégré au regroupement inter-zone en cours, dans le cas où le nouveau regroupement inter-zone serait modélisé par un cercle ( cf. figure VI.21 ).

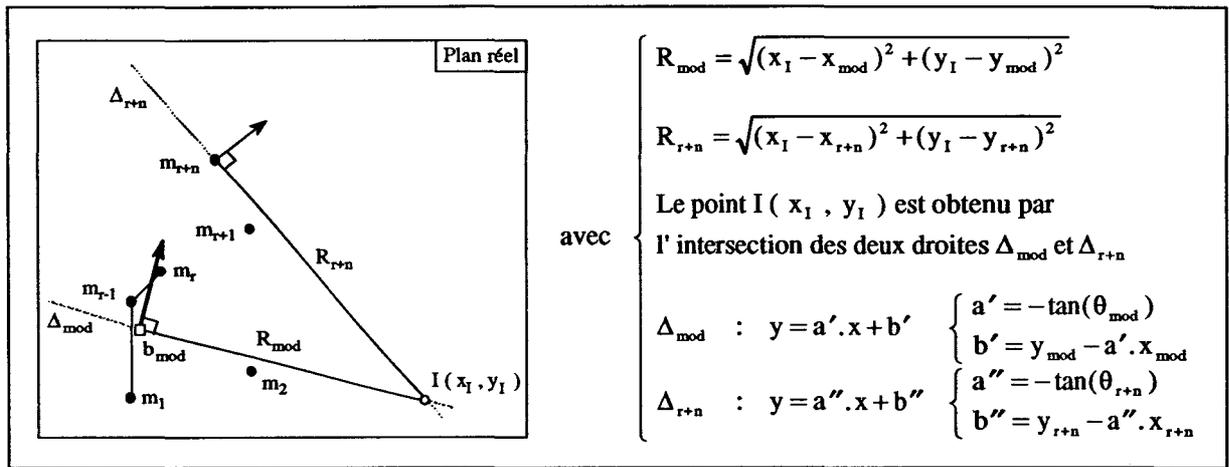


Figure VI.21 : Principe de la règle (3)

- La règle (4) permet de vérifier si aucun des modèles intra-zones qui n'ont pas encore été analysés ( $m_{r+n+1}$  à  $m_N$ ) ne satisfait les règles (1) et (2). En fait, cette règle permet de rendre prioritaire la modélisation par une droite par rapport à la modélisation par un cercle. En effet, la disposition de la caméra et les positions des zones d'analyse dans l'image font qu'il est plus probable d'être en présence d'une bande blanche rectiligne que d'une bande blanche circulaire. Ainsi, avant de conclure que le nouveau regroupement inter-zone est un modèle circulaire, il faut vérifier si une modélisation linéaire n'est pas possible avec le reste des modèles intra-zones qui n'ont pas encore été analysés.

Ainsi, lorsque ces trois règles sont vérifiées, la modélisation du nouveau regroupement inter-zone devient :

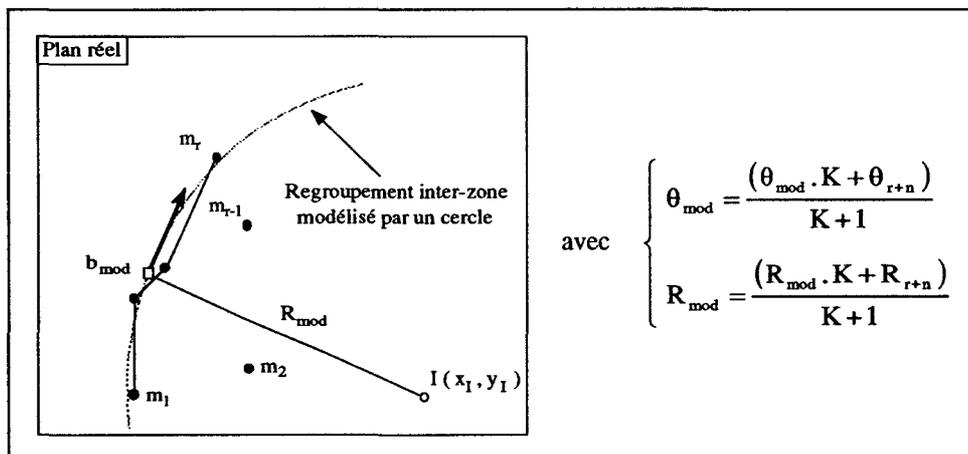


Figure VI.22 : Modélisation du nouveau regroupement inter-zone par un cercle

**VI.3.2.1.b ) Regroupement inter-zone en cours modélisé par un cercle**

Lorsque le regroupement inter-zone en cours est modélisé par un cercle dans le plan réel ( cellule C du tableau et figure VI.23 ), on constate que, compte tenu de la disposition de la caméra, des positions des zones d'analyse dans l'image et de la normalisation des courbures des bandes blanches, il est peu probable qu'un modèle circulaire devienne un modèle linéaire.

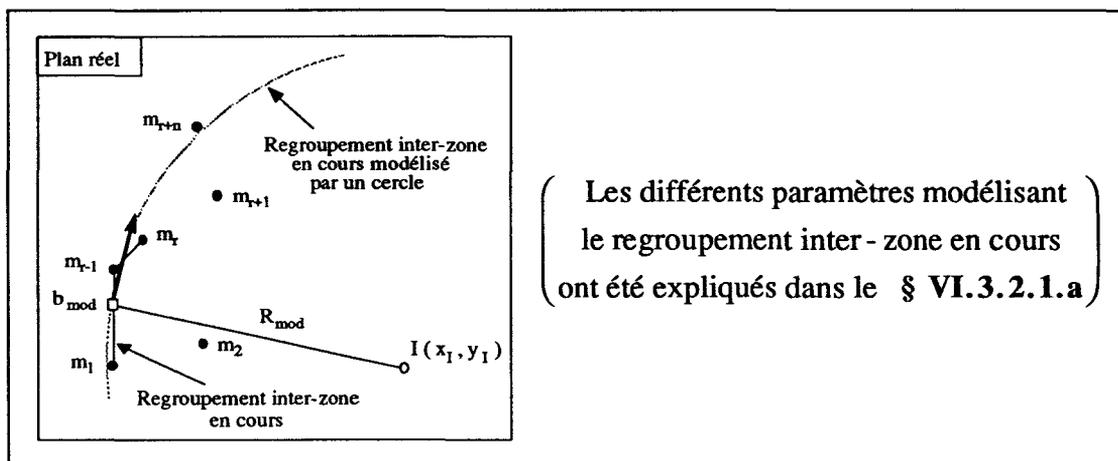


Figure VI.23 : Regroupement inter-zone en cours modélisé par un cercle

Ainsi, une seule possibilité est envisagée. Elle correspond au cas où la règle (3) est vérifiée ( cellule F du tableau ), c'est-à-dire que le modèle intra-zone  $m_{r+n}$  a les caractéristiques nécessaires pour être intégré au regroupement inter-zone en cours de construction de telle façon que le nouveau regroupement inter-zone puisse être modélisé par un cercle ( cellule I du tableau ). Cette règle (3) a déjà fait l'objet d'une explication au § VI.3.2.1.a. Ainsi, lorsqu'elle est vérifiée, la modélisation du nouveau regroupement inter-zone devient :

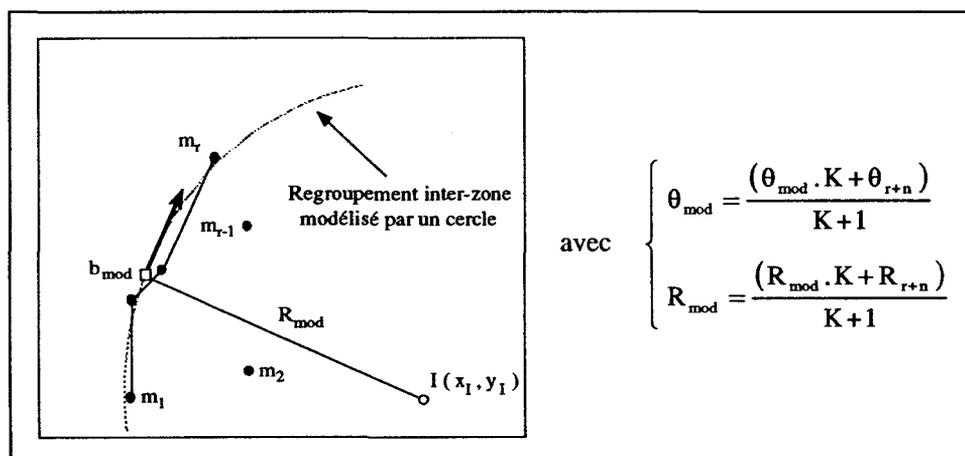


Figure VI.24 : Modélisation du nouveau regroupement inter-zone par un cercle

### VI.3.2.2 ) Résultats de la modélisation inter-zone

Nous allons maintenant appliquer le principe de la modélisation inter-zone à deux images réelles. Les résultats présentés sur les figures VI.25 et VI.26 ont nécessité au préalable une transformation. En effet, les paramètres qui caractérisent les différents modèles inter-zones trouvés sont définis dans le plan réel. Ainsi, pour les représenter graphiquement, il est nécessaire de les retransposer dans le plan image.

Sur la figure VI.25, on constate que trois modèles inter-zones circulaires ( avec leurs rayons de courbure respectifs ) ont été détectés et que chaque modèle inter-zone correspond bien à l'une des bandes blanches de la chaussée. Cependant, au-dessus de la dernière zone d'analyse, les modèles inter-zones représentent de moins en moins bien la forme du virage. Ce phénomène est lié à l'hypothèse de planéité de la scène qui, ici, n'est pas vérifiée. En effet, dans cet exemple, la scène présente une inclinaison par rapport au robot mobile qui est visible par des positions différentes de la ligne de l'horizon théorique pour la caméra ( la ligne horizontale en noir ) et de la ligne de l'horizon de la scène réelle.

Dans notre application, la justesse de la modélisation au "loin", c'est-à-dire pour des distances supérieures à 20 mètres, ne nous intéresse pas. En revanche, ce qui nous intéresse, c'est de savoir si cette méthode permet de retrouver et de modéliser correctement les bandes blanches présentes dans la partie utile de l'image, pour ensuite les situer par rapport au robot mobile. D'après cette figure, on constate que les modèles inter-zones obtenus sont très satisfaisants.

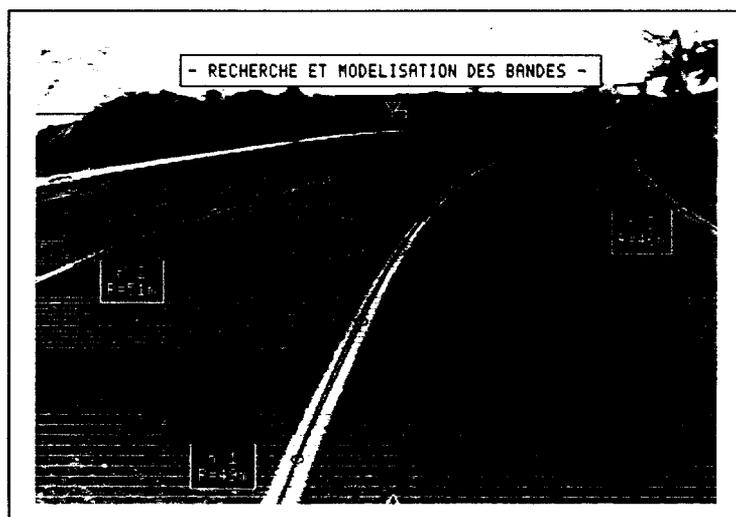


Figure VI.25 : Recherche et modélisation des bandes blanches dans le cas d'un virage

La scène réelle de la figure VI.26 est un cas difficile à traiter, étant donné le nombre de bandes blanches à détecter et leur disposition dans l'image. Cependant, la méthode permet de modéliser 5 bandes blanches sur 7, notamment :

- trois modèles inter-zones linéaires : le modèle inter-zone n°1 représente une bande blanche délimitant la partie droite du terre-plein zébré, Le modèle inter-zone n°3 représente la bande de rive droite de la chaussée et le modèle inter-zone n°4 représente une des hachures du terre-plein zébré. On remarque que les deux premiers modèles inter-zones sont des informations pertinentes pour permettre par la suite de situer le robot mobile sur la chaussée. En revanche, le modèle inter-zone n°4 est une information à ne pas prendre en compte lors de la conduite automatique car elle pourrait perturber l'interprétation du tracé de la chaussée. Nous allons voir au paragraphe suivant ( § VI.3.2.3 ) que la notion de point de fuite va permettre de déterminer les modèles inter-zones qui sont effectivement représentatifs du tracé de la chaussée,
- deux modèles inter-zones circulaires : le modèle inter-zone n°2 représente une bande blanche délimitant la partie gauche du terre-plein zébré et le modèle inter-zone n°5 représente une autre hachure du terre-plein zébré. On constate que le premier modèle inter-zone, bien que circulaire, pourrait être utile pour confirmer ou déterminer la position du robot mobile sur la chaussée. Par contre, le modèle inter-zone n°5 est encore une information à ne pas prendre en compte par la suite pour guider le robot mobile,
- la 6<sup>ème</sup> et la 7<sup>ème</sup> bandes blanches correspondent respectivement à la première et à la quatrième hachure du terre-plein zébré, n'ont pas été modélisées, bien qu'elles soient détectées. En fait, pour rendre plus fiable et plus sûr la modélisation inter-zone des bandes blanches, nous avons imposé que les modèles inter-zones linéaires ou circulaires soient composés d'au moins deux modèles intra-zones.

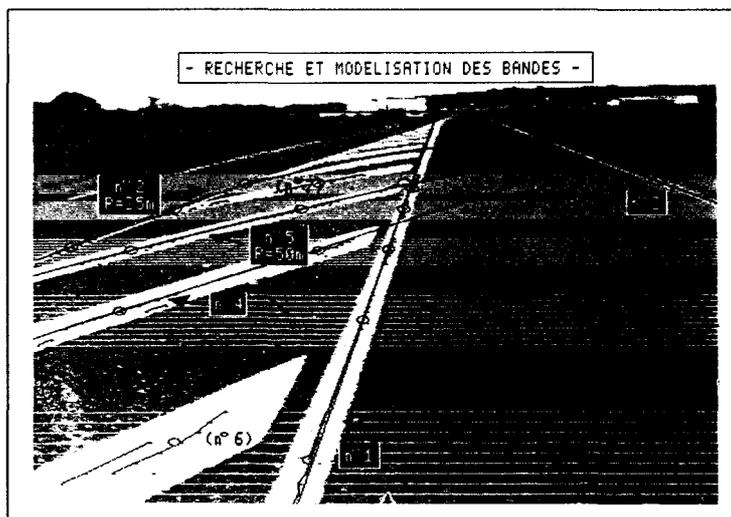


Figure VI.26 : Recherche et modélisation des bandes blanches dans le cas d'une chaussée avec un terre-plein zébré

### VI.3.2.3 ) Notion de point de fuite

Il est apparu, dans la recherche et la modélisation des bandes blanches, que certains modèles inter-zones risquent de perturber l'interprétation du tracé de la chaussée. Cette constatation soulève le problème suivant : comment déterminer les modèles inter-zones qui sont effectivement représentatifs du tracé de la chaussée ?

Il est possible de répondre à cette question en utilisant la notion de *point de fuite*. En effet, il existe, dans le plan image, un point de fuite théorique qui est déterminé à partir de la disposition et des caractéristiques de la caméra. Sur la figure VI.27 obtenue par le simulateur, on constate que les lignes isométriques qui sont dans l'axe de la caméra convergent en un point appelé : *point de fuite théorique*. Dans le cas d'une chaussée droite, les différentes bandes blanches convergent vers un point appelé : *point de fuite de la chaussée*. Lorsque le robot mobile se trouve dans l'axe de la chaussée, le point de fuite de la chaussée est confondu avec le point de fuite théorique. Dans le cas d'une chaussée présentant un virage ( cf. figure VI.28 ), il est possible de déterminer le point de fuite de la chaussée en calculant dans le plan réel et par rapport à la position du robot mobile, les droites tangentes aux différentes bandes blanches. On constate alors que ces droites convergent vers un point qui représente le point de fuite de la chaussée. De même, lorsque le robot mobile est dans l'axe de cette chaussée, le point de fuite de la chaussée se confond avec le point de fuite théorique.

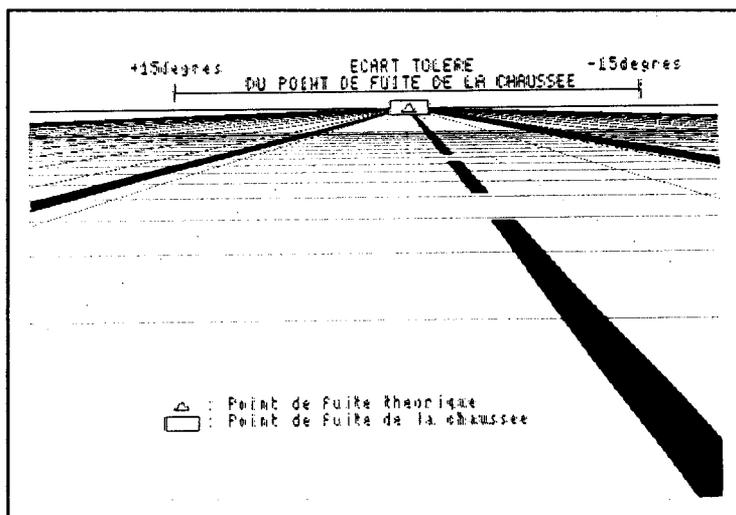


Figure VI.27 : Notion de point de fuite dans le cas d'une chaussée droite

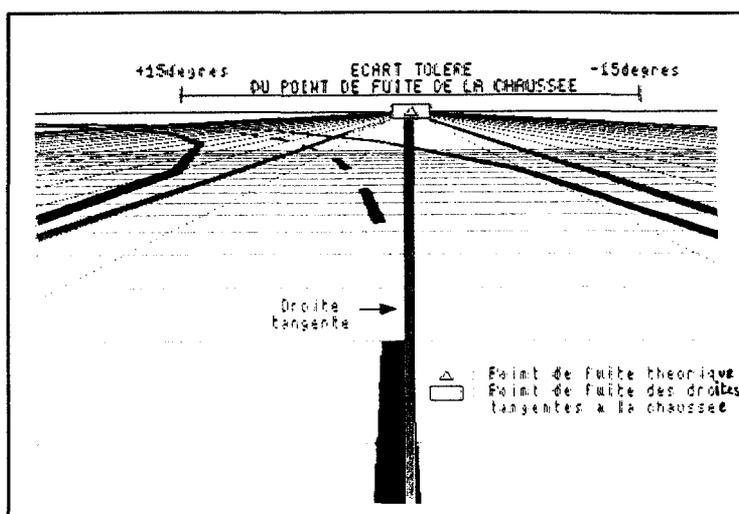


Figure VI.28 : Notion de point de fuite dans le cas d'un virage

Ainsi, pour déterminer les modèles inter-zones qui définissent véritablement la chaussée, il suffit de sélectionner que ceux qui convergent vers le point de fuite théorique dans le plan image. Cependant, il faut prendre en compte les remarques suivantes :

- la non-planéité de la scène réelle et la modélisation inter-zone parfois imparfaite de certaines bandes blanches peuvent modifier la convergence des modèles inter-zones ( cf. figures VI.30 et VI.31 ),
- le robot mobile peut ne pas être tout à fait dans l'axe de la chaussée notamment, suite à une consigne de braquage pendant la conduite automatique. Cela se traduit par un point de fuite de la chaussée qui n'est plus confondu avec le point de fuite théorique. Quelques essais de braquages ont été réalisés dans des conditions réelles de conduite pour évaluer l'écart du point de fuite de la chaussée par rapport au point de fuite théorique. Ils ont montré que cet écart correspond à une différence angulaire de  $\pm 15$  degrés entre l'axe de la chaussée et l'axe de la caméra. Cette zone est représentée sur les figures VI.27 et VI.28. Par la suite, cette zone sera appelée *zone de recherche* pour étudier la convergence des modèles inter-zones dans le plan image.

La solution retenue pour déterminer les modèles inter-zones qui définissent véritablement la chaussée dans le plan image ( cf. figure VI.30 ) consiste d'abord à déterminer les points d'intersection  $I_d$  entre la ligne d'horizon théorique et les droites  $\Delta_d$  représentatives des modèles inter-zones linéaires et circulaires. Ensuite, il suffit de prendre en compte les modèles inter-zones qui ont leur point d'intersection situé dans la zone de recherche précédemment définie. Ainsi, sur la figure VI.30, le modèle  $\Delta_1$  n'est plus pris en compte.

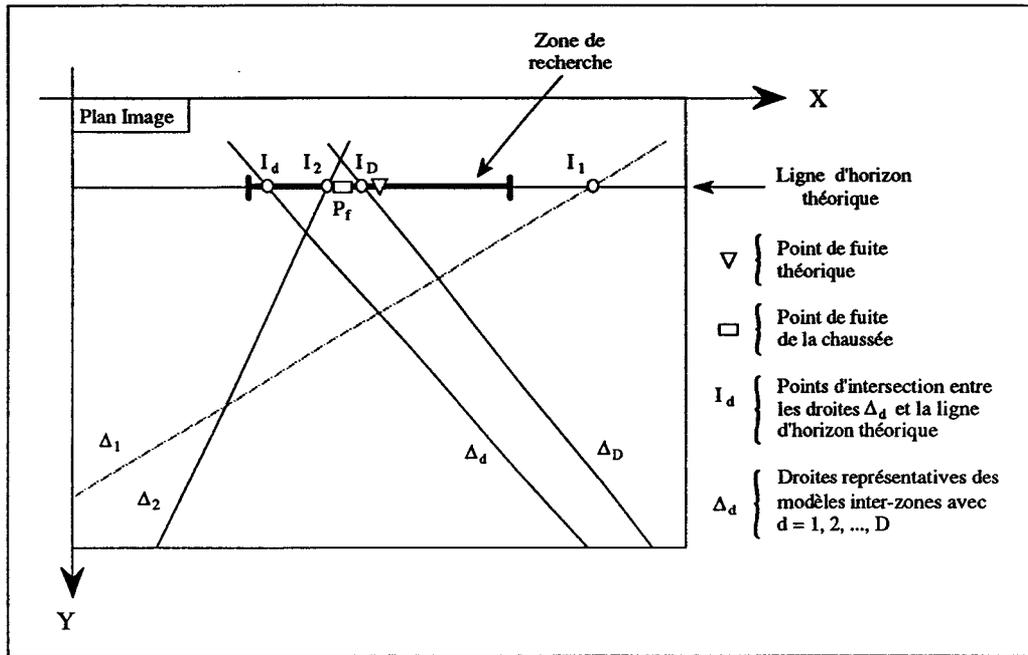


Figure VI.30 : Recherche des modèles inter-zones qui appartiennent à la chaussée

Il est possible de déterminer approximativement la position du point de fuite  $P_f$  de la chaussée dans le plan image, en calculant une position moyenne uniquement à partir des points d'intersection  $I_d$  situés dans la zone de recherche ( cf. figure VI.30 ), on définit ainsi :

$$P_f = (x_{P_f}, y_{P_f})$$

$P_f$  : point de fuite de la chaussée dans le plan image défini par ses coordonnées  $(x_{P_f}, y_{P_f})$ .

$$I_p = (x_p, y_p)$$

$I_p$  : points d'intersection qui sont uniquement situés dans la zone de recherche et définis l'indice p.

avec :

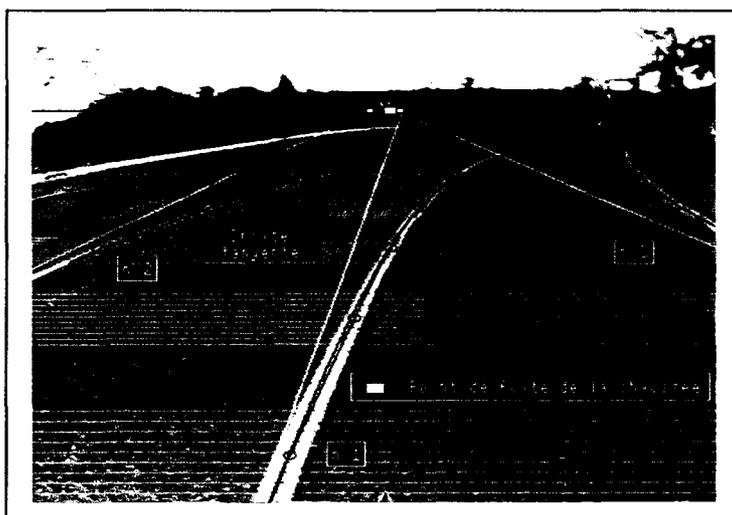
$$\left\{ \begin{array}{l} x_{P_f} = \frac{\sum_{p=1}^P x_p}{N} \quad \left( \begin{array}{l} p \text{ correspond à l' indice des points d' intersection} \\ \text{situés uniquement dans la zone de recherche.} \end{array} \right) \\ y_{P_f} = C^{te} \quad \left( \begin{array}{l} \text{L' ordonnée du point de fuite de la chaussée correspond} \\ \text{à l' ordonnée de la ligne d' horizon théorique.} \end{array} \right) \end{array} \right.$$

La position du point de fuite  $P_f$  de la chaussée sur la ligne d'horizon théorique permet de déterminer si le cap du robot mobile est correct. En effet, lorsque le robot est dans l'axe de la chaussée, le point de fuite de la chaussée doit être confondu avec le point de fuite théorique.

Dans la pratique, la position du point de fuite  $P_f$  de la chaussée est très instable d'une image à une autre car le nombre de modèles inter-zones pris en compte peut varier. Ainsi, pour le rendre plus stable, une amélioration consiste à calculer la position moyenne du point de fuite de la chaussée à partir de plusieurs images consécutives.

A titre d'exemple, les points de fuite des chaussées sont visualisés par un petit rectangle blanc sur les figures VI.26 et VI.27.

Ainsi, à partir des résultats obtenus sur la figure VI.25, nous constatons qu'aucun des trois modèles inter-zones n'a été éliminé et que le point de fuite moyen de la chaussée est pratiquement confondu avec le point de fuite théorique c'est-à-dire que le robot mobile est bien dans l'axe de la chaussée ( cf. figure VI.31 ).



*Figure VI.31* : Recherche des bandes blanches qui appartiennent véritablement à la chaussée dans le cas d'un virage

Par contre, à partir des résultats obtenus sur la figure VI.26, nous constatons que les modèles inter-zones n°4 et n°5, correspondant aux hachures du terre-plein, ont été éliminés pour ne garder que les modèles inter-zones n°1, n°2 et n°3 et que la position du point de fuite moyen de la chaussée laisse supposer que le robot n'est pas tout à fait dans l'axe de celle-ci ( cf. figure VI.32 ).

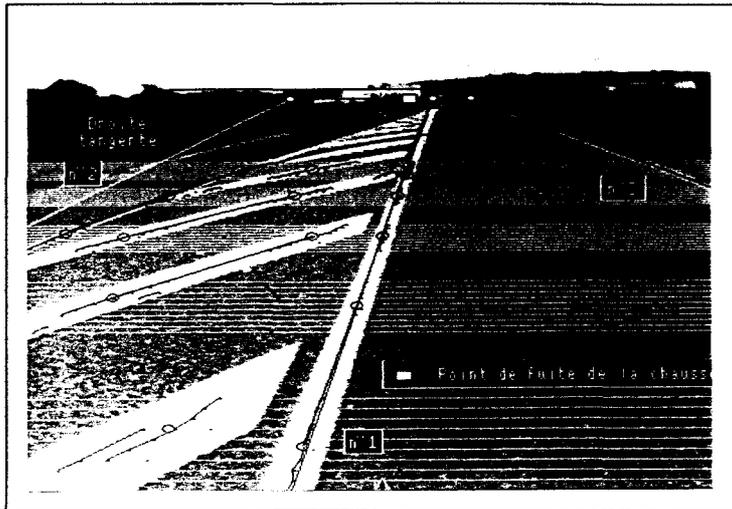


Figure VI.32 : Recherche des bandes blanches qui appartiennent véritablement à la chaussée dans le cas d'un terre-plein zébré

En conclusion, la notion de point de fuite de la chaussée permet effectivement d'éliminer les modèles inter-zones "douteux", c'est-à-dire, ceux qui ne définissent pas véritablement le tracé de la chaussée.

### VI.3.3 ) Conclusion

La modélisation inter-zone permet de rechercher et de modéliser les bandes blanches par récurrence sur les résultats obtenus par la modélisation intra-zone. La solution qui a été retenue consiste à modéliser les bandes blanches dans le repère réel. En effet, le tracé des chaussées est soit rectiligne, soit circulaire. Ainsi, il est possible de n'utiliser que deux types de modèles pour modéliser les bandes blanches, ce qui permet de réduire les temps de calcul pour rechercher le modèle le plus adapté.

Les résultats obtenus sur des images réelles montrent que la recherche et la modélisation des bandes blanches sont très satisfaisantes. Néanmoins, on constate qu'il est nécessaire d'introduire la notion de point de fuite de la chaussée pour ne prendre en compte que les modèles inter-zones utiles à la représentation du tracé de la chaussée ( bandes de rives, bandes centrales, etc... ). Cette notion de point de fuite de la chaussée permet aussi de fournir une information sur la position axiale du robot mobile par rapport à la chaussée et ainsi, de déterminer si son cap est correct.

### VI.4 ) CONCLUSION

Dans ce chapitre, on s'est intéressé à retrouver, dans une image vidéo, les différentes bandes blanches qui définissent le tracé de la chaussée. La contrainte temps réel, nous a orientés vers l'analyse partielle de l'image.

Ainsi, une méthode appelée modélisation intra-zone a été développée pour déterminer et regrouper, dans une zone d'analyse composée de plusieurs lignes vidéo, les point-bandes détectés préalablement par la méthode des pics et des vallées, qui appartiennent à une même bande blanche. Chaque regroupement intra-zone est ensuite modélisé par un segment de droite défini par sa position et son orientation dans l'image.

Puis, à partir des résultats intra-zones, une méthode appelée modélisation inter-zone permet de rechercher et de modéliser sous une forme linéaire ou circulaire, les bandes blanches dans leur intégrité et dans toute l'image. Les modèles inter-zones ainsi obtenus permettent ensuite de déterminer le point de fuite de la chaussée.

Ainsi, à partir des modèles inter-zones et du point de fuite de la chaussée, il va être possible, dans le chapitre suivant, de déterminer la position et l'orientation du robot mobile sur la chaussée pour calculer les ordres de conduite destinés à piloter correctement le robot mobile sur la chaussée.

Il est intéressant de remarquer que la modélisation de la signalisation horizontale dans l'image n'utilise pas de modèle de la chaussée, c'est-à-dire que le robot mobile ne dispose a priori d'aucune connaissance sur les caractéristiques géométriques ou topographiques de la chaussée sur laquelle il se déplace. C'est uniquement à partir des informations recueillies par la caméra qu'il doit interpréter son environnement et en déduire les actions à effectuer pour mener à bien sa mission. Ce choix permet un champ d'applications beaucoup plus vaste.

## *Chapitre VII*

### *Pilotage du robot mobile VAST*

Après avoir développé différentes méthodes de traitement d'images permettant la modélisation de la signalisation horizontale vue par la caméra embarquée sur le robot mobile VAST, nous allons, dans ce chapitre, nous intéresser au pilotage de celui-ci sur la chaussée.

Dans un premier temps, nous déterminerons, à partir des informations relatives aux bandes blanches détectées et au point de fuite, la position et l'orientation du robot mobile sur la chaussée.

Ensuite, nous développerons une méthode originale basée sur la notion de concept flou pour déterminer les ordres de conduite destinés à piloter le robot mobile sur la chaussée. Nous verrons que cette approche floue permet d'obtenir un guidage du robot mobile qui se rapproche de celui effectué par un opérateur humain.

## VII.1 ) INTRODUCTION

Le principe retenu pour piloter le robot mobile peut être décomposé en deux tâches. Dans une première partie, nous analyserons le problème de la *localisation* qui doit permettre, à partir des paramètres de guidage ( sélection de la bande blanche suivie et consigne de pilotage, cf. **chapitre VI**, § VI.1.2.2 ) et des informations qui définissent le modèle de la chaussée ( modèles inter-zones et point de fuite de la chaussée, cf. **chapitre VI**, § VI.3 ), de déterminer la position et l'orientation du robot mobile sur la chaussée. Ensuite, dans une deuxième partie, nous nous attacherons à la *commande* proprement dite qui utilise les informations de localisation pour déterminer les consignes à envoyer aux actionneurs afin que le robot mobile se déplace correctement sur la chaussée. Ce principe fonctionnel du pilotage est représenté sur la figure VII.1 :

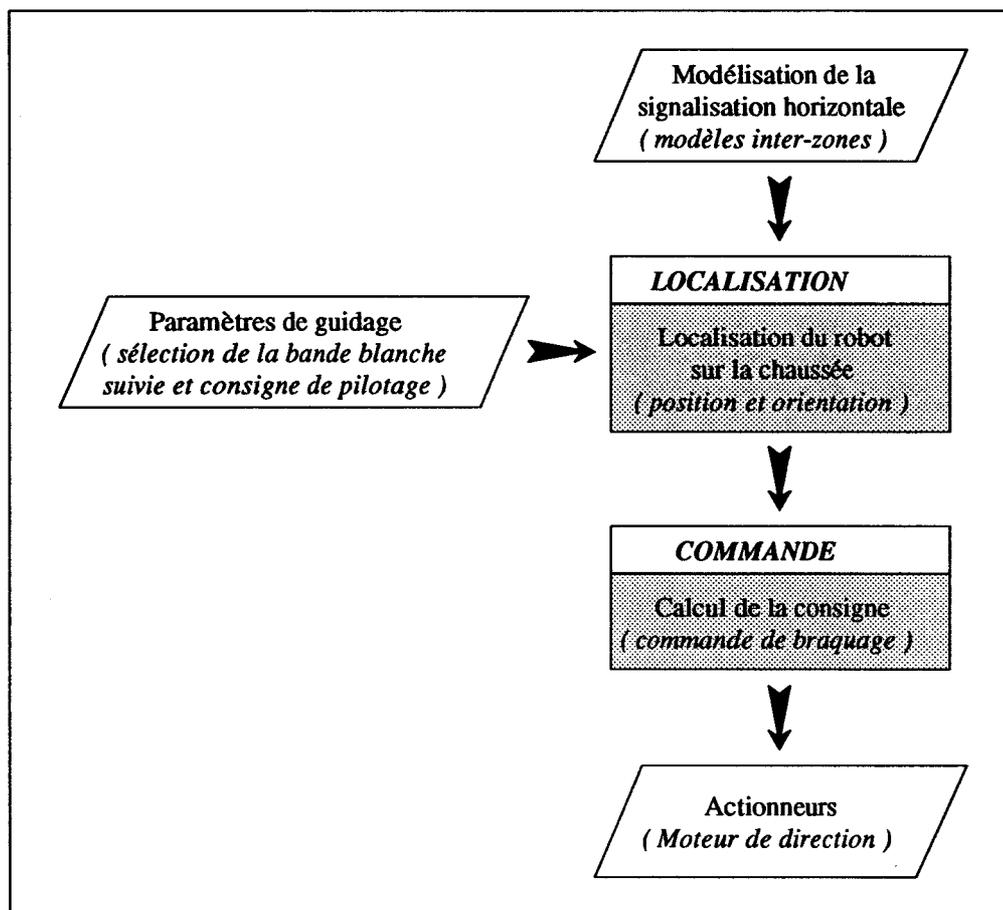


Figure VII.1 : Principe fonctionnel du pilotage

On remarque que ce principe ne fait pas intervenir la commande liée au déplacement du robot mobile sur la chaussée. En effet, cette commande est traitée et gérée indépendamment des informations fournies par le système de vision. L'électronique embarquée permet de déterminer la distance qui sépare le robot mobile du camion applicateur de résine. Ainsi, en fonction de la distance choisie et programmée par l'opérateur, le système détermine la commande de déplacement pour que la distance qui sépare les deux véhicules reste correcte.

## **VII.2 ) LOCALISATION DU ROBOT MOBILE SUR LA CHAUSSEE**

A partir des méthodes développées pour détecter et modéliser la signalisation horizontale, il est possible de déterminer la position des bandes blanches par rapport au robot mobile et l'orientation de celui-ci sur la chaussée.

### **VII.2.1 ) Localisation "statique"**

La localisation "statique" est définie par les informations qu'il est possible d'obtenir à partir d'une seule image vidéo analysée par les méthodes présentées dans les chapitres précédents.

#### **VII.2.1.1 ) *Notion de position relative***

A partir de la consigne de pilotage<sup>16</sup> et des paramètres qui définissent les modèles inter-zones représentatifs des bandes blanches détectées dans le repère réel, il est possible, comme le montre la figure VII.2, de déterminer la position latérale des différentes bandes blanches par rapport à la consigne pilotage et par rapport au robot mobile. Cette notion de position relative servira par la suite à asservir latéralement la position du robot mobile sur la chaussée.

---

<sup>(16)</sup> On rappelle que la consigne de pilotage est un paramètre choisi par l'opérateur lors de la phase d'initialisation. Elle représente la distance latérale entre le robot mobile et la bande blanche suivie. Le système devra maintenir cette distance constante.

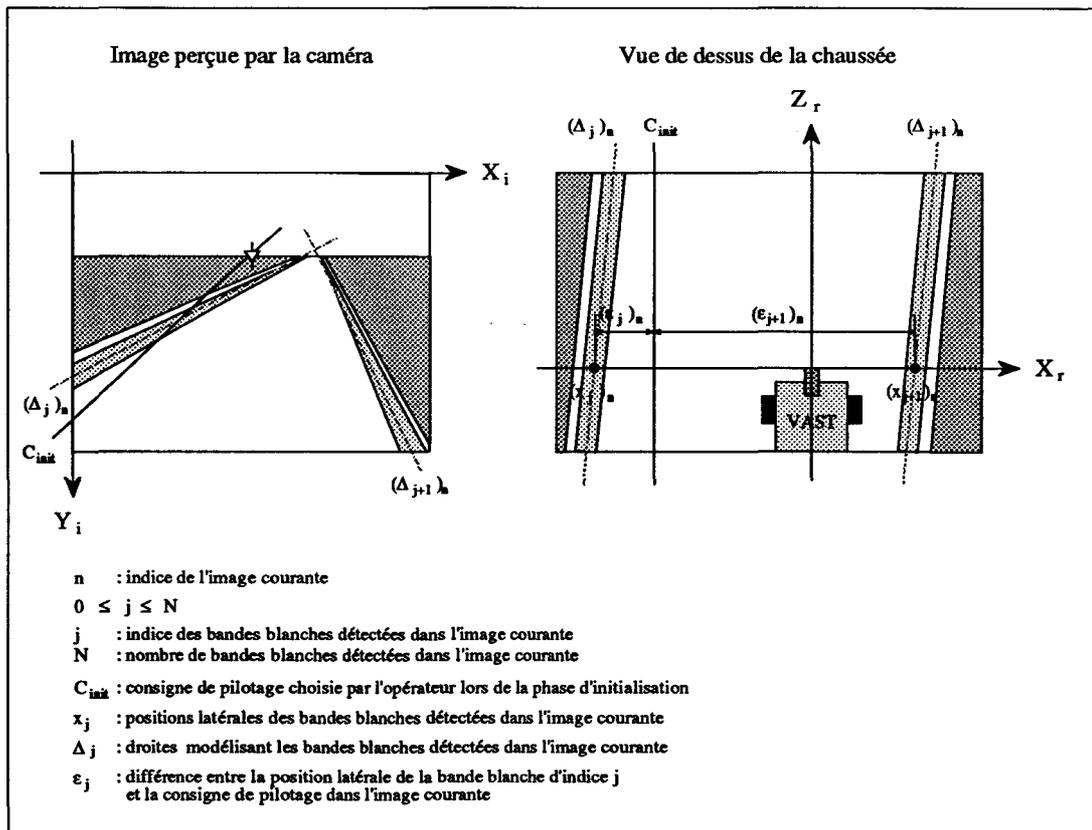


Figure VII.2 : Notion de position relative

### VII.2.1.2 ) Notion d'orientation

Au chapitre VI, § VI.3.2.3, nous avons introduit la notion de point de fuite. Elle permet, à partir des modèles inter-zones, d'obtenir le point de fuite de la chaussée et, à partir de l'emplacement et des caractéristiques de la caméra sur le robot mobile, de déduire la position du point de fuite théorique lorsque le robot mobile est dans l'axe de la chaussée. Ainsi, il est possible de déterminer l'orientation du robot sur la chaussée en comparant la position du point de fuite de la chaussée avec celle du point de fuite théorique. La position de ce point de fuite théorique ( cf. figure VII.3 ) est en fait une consigne à respecter pour que le robot mobile se maintienne dans l'axe de la chaussée.

Pour des raisons de commodité d'exploitation des données, cette notion d'orientation n'est pas exprimée sous la forme d'un angle, mais sous la forme d'un écart, noté  $\varepsilon_{pf}$ , entre le point de fuite de la chaussée et le point de fuite théorique ( cf. figure VII.3 ).

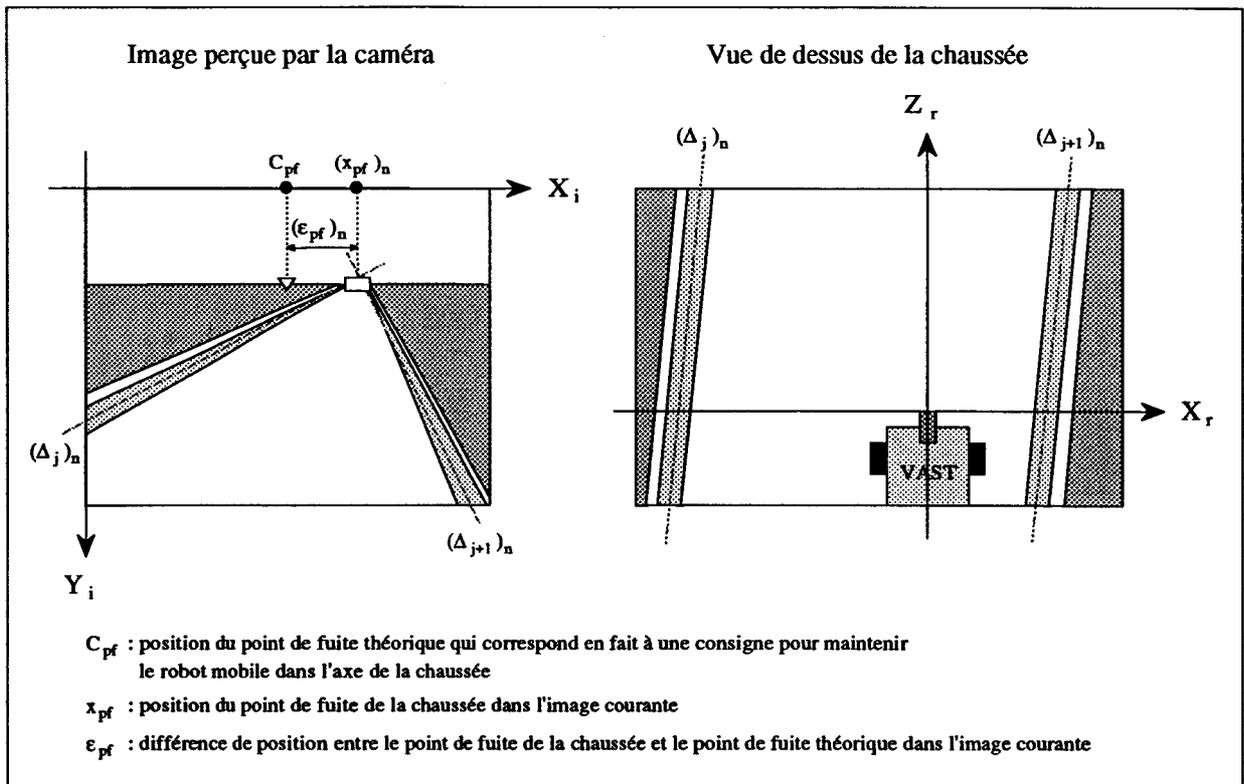


Figure VII.3 : Notion d'orientation

## VII.2.2 ) Localisation "dynamique"

Lorsque le robot mobile se déplace sur la chaussée, notamment pendant la phase de pilotage automatique, les paramètres de localisation précédemment définis varient d'une image vidéo à l'autre. Ainsi, nous allons définir une notion de localisation "dynamique" pour prendre en compte ces variations.

### VII.2.2.1 ) Notion de variation de position

La notion de variation de position consiste à déterminer, d'une image vidéo à une autre, pour une même bande blanche, la variation de la position latérale de celle-ci ( cf. figure VII.4 ).

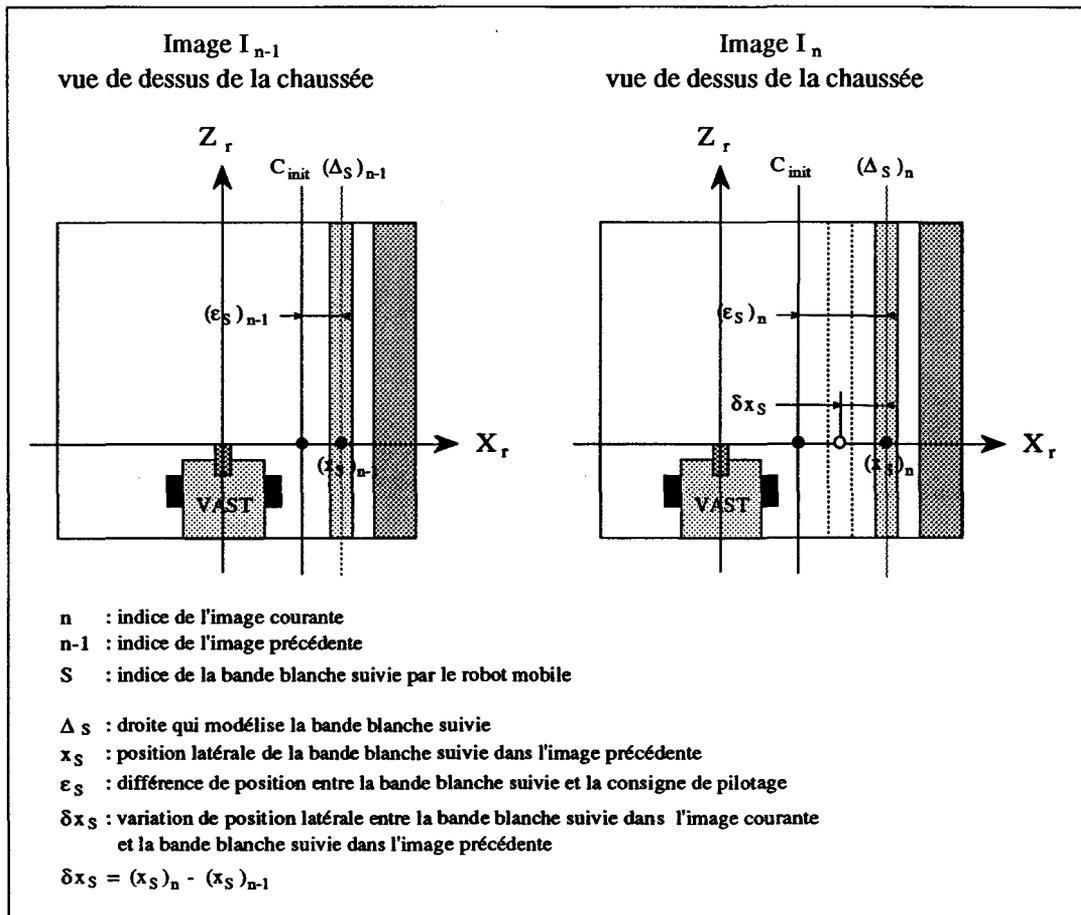


Figure VII.4 : Notion de variation de position

### VII.2.2.2) Notion de variation d'orientation

La notion de variation d'orientation consiste à déterminer le déplacement du point de fuite de la chaussée d'une image vidéo à une autre ( cf. figure VII.5 ).

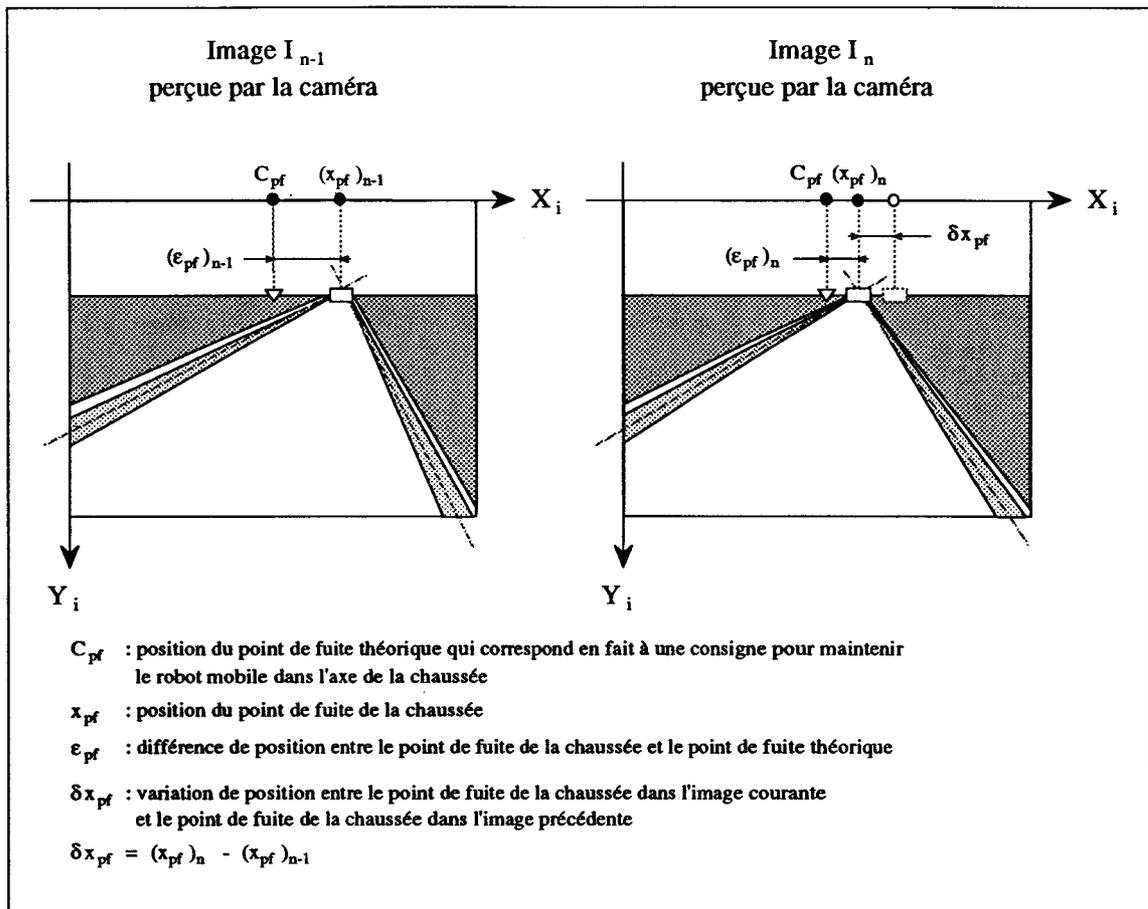


Figure VII.5 : Notion de variation d'orientation

### VII.2.3 ) Interprétation des bandes blanches détectées

Après avoir présenté les différents paramètres qui vont être utilisés pour piloter le robot mobile sur la chaussée, nous nous intéressons à l'interprétation des bandes blanches détectées.

#### VII.2.3.1 ) Introduction

On rappelle que durant la phase d'initialisation ( voir **chapitre VI**, § **VI.1.2.2** ), le système commence par détecter les bandes blanches présentes dans l'image, puis l'opérateur choisit les paramètres de guidage en sélectionnant la bande blanche à suivre et la consigne de pilotage devant être respectée par le robot mobile ( cf. figure VII.6 ).

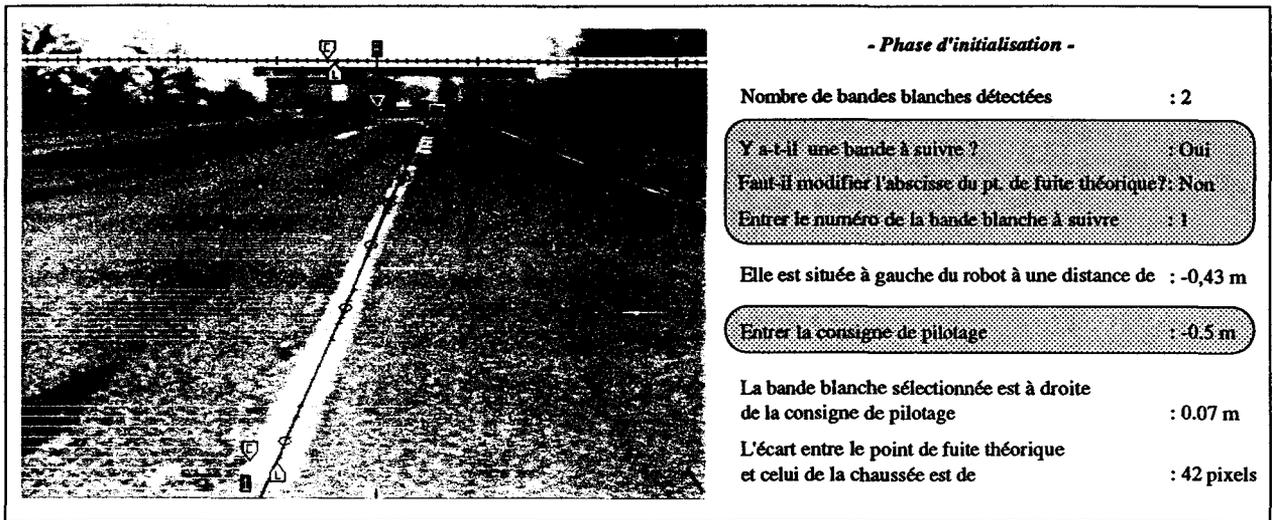


Figure VII.6 : Phase d'initialisation

Une fois que la phase d'initialisation est effectuée, le robot mobile est en phase de pilotage automatique. A partir de ce moment, il doit être capable de suivre la bande blanche sélectionnée, d'une image à une autre et de la localiser parmi plusieurs bandes blanches.

#### VII.2.3.2 ) Principe de base

Le principe retenu consiste à étudier la variation de la position latérale de chaque bande blanche détectée dans l'image courante par rapport à la bande blanche suivie dans l'image précédente. La figure VII.7 illustre ce principe.

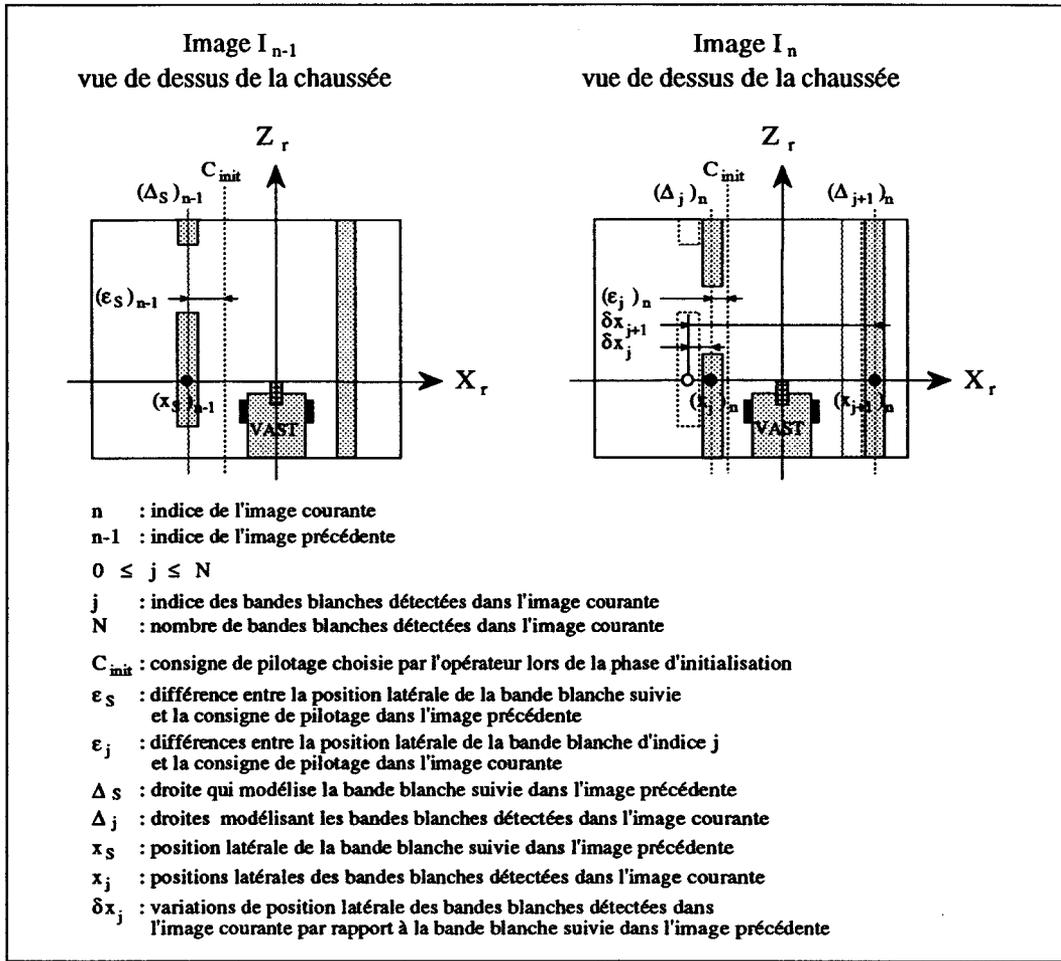


Figure VII.7 : Principe pour déterminer la bande blanche à suivre

On commence par calculer les variations de position latérale de chaque bande blanche détectée dans l'image courante (équation (VII.1)). La bande blanche dans l'image courante qui correspond à la bande blanche suivie dans l'image précédente est celle dont la variation de la position latérale  $\delta x_j$  est la plus faible (équation (VII.2)). En effet, on suppose que le temps d'analyse pour extraire les bandes blanches est suffisamment rapide par rapport aux variations des positions latérales. Ainsi, comme le montre la figure VII.7, la variation de position entre deux images consécutives, pour une même bande blanche sur la chaussée, est au maximum d'une dizaine de centimètres. Cependant, cette variation doit rester inférieure au seuil  $\xi_{s1}$  afin de ne pas prendre en compte une bande blanche dont la variation de position latérale serait trop importante et qui, par conséquent, ne peut pas correspondre à la bande blanche suivie dans l'image précédente. La valeur du seuil  $\xi_{s1}$  est de l'ordre de quelques dizaines de centimètres.

$$\delta x_j = (x_S)_{n-1} - (x_j)_n \quad \text{avec : } 1 \leq j \leq N \tag{VII.1}$$

$$\text{Min}(|\delta x_j|) \leq \xi_{s1} \tag{VII.2}$$

Ainsi, l'étude de la variation de la position latérale permet de retrouver, dans l'image courante, la bande blanche suivie dans l'image précédente. Cependant, dans la pratique, il est nécessaire de doter le robot mobile d'un niveau d'interprétation plus sophistiqué pour prendre en compte des cas de figures plus complexes. Par exemple : la disparition de la bande blanche suivie dans l'image, l'apparition de bandes blanches autres que celle suivie au départ, etc...

### VII.2.3.3 ) *Cas où la bande blanche suivie disparaît*

Lorsque la bande blanche suivie par le robot mobile vient à disparaître et que d'autres bandes blanches sont détectées dans l'image courante ( cf. figure VII.8 ), le robot mobile doit être capable de choisir automatiquement une nouvelle bande blanche à suivre et de déterminer la nouvelle consigne de pilotage à respecter par rapport à cette nouvelle bande blanche pour que sa trajectoire ne change pas. Si plusieurs bandes blanches peuvent être suivies, en remplacement de celle qui a disparu, le robot mobile doit choisir celle qui est la plus proche de l'axe de la caméra car c'est celle qui sera la plus visible et la plus facile à suivre.

Le principe pour calculer la nouvelle consigne de pilotage, notée  $C_{\text{nouveau}}$ , à respecter par le robot mobile consiste à reporter la valeur de  $(\epsilon_s)_{n-1}$  sur la nouvelle bande blanche suivie ( cf. figure VII.8,  $(\epsilon_j)_n = (\epsilon_s)_{n-1}$  ). Cette valeur correspond à la différence de position entre la bande blanche suivie et la consigne de pilotage dans l'image précédente. Ce principe suppose qu'entre l'image  $I_{n-1}$  et  $I_n$ , la valeur de  $(\epsilon_s)_{n-1}$  reste constante. Or, dans la réalité, ce n'est pas le cas et cela se traduit par une erreur sur la position latérale du robot mobile sur la chaussée. Cependant, dans l'hypothèse d'un temps d'analyse, entre deux images successives, suffisamment rapide par rapport aux variations latérale du robot mobile ( § VII.2.3.2 ), cette erreur devient négligeable.

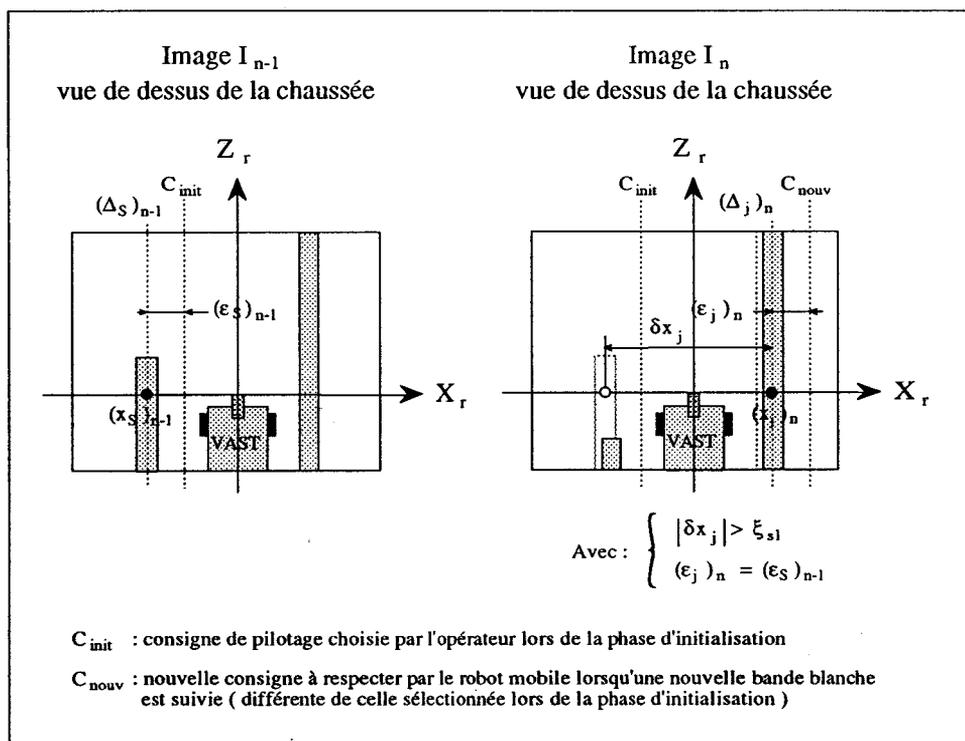


Figure VII.8 : Sélection d'une nouvelle bande blanche à suivre dans le cas où celle suivie disparaît

A chaque sélection d'une nouvelle bande blanche suivie par le robot mobile, un signal sonore et un message avertissent l'opérateur pour qu'il surveille le déplacement du robot mobile sur la chaussée de façon à intervenir rapidement en cas de problème.

#### VII.2.3.4) Cas où la bande blanche initialement suivie réapparaît

Lorsque le robot mobile suit, dans l'image précédente, une bande blanche qui ne correspond pas à celle sélectionnée lors de la phase d'initialisation (cf. figure VII.9), il commence par rechercher dans l'image courante, si parmi les bandes blanches détectées, il n'y en a pas une qui pourrait correspondre à celle sélectionnée initialement.

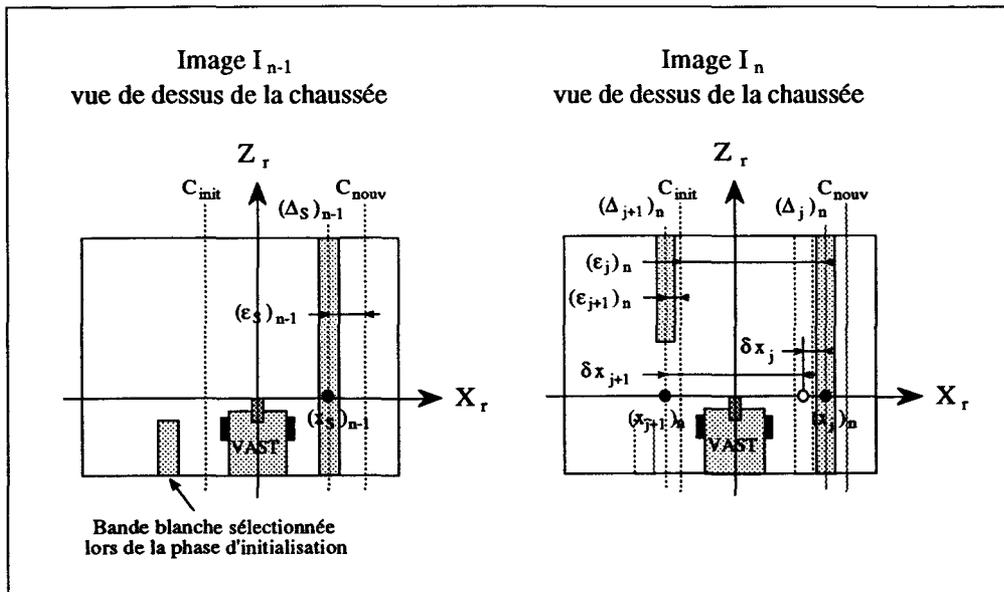


Figure VII.9 : Recherche de la bande blanche à suivre dans le cas où celle suivie ne correspond pas à celle sélectionnée initialement

Cette recherche consiste à calculer la distance  $(\epsilon_j)_n$  qui sépare chaque bande blanche détectée dans l'image courante de la consigne de pilotage  $C_{init}$  choisie lors de la phase d'initialisation (équation (VII.3)). Puis, en s'appuyant sur le même principe que celui vu au § VII.2.3.3, la bande blanche qui correspond à celle sélectionnée initialement est celle dont la distance  $(\epsilon_j)_n$  est égale à  $(\epsilon_s)_{n-1}$ . Cependant, dans la réalité, cette égalité est rarement vérifiée pour des raisons d'imprécision sur la position des bandes blanches détectées, d'erreurs résiduelles sur la position du robot mobile sur la chaussée (voir au § VII.2.3.3). La solution consiste alors à calculer la différence, notée  $\delta(\epsilon_j)$ , entre les distances  $(\epsilon_j)_n$  et  $(\epsilon_s)_{n-1}$  (équation (VII.4)). La bande blanche sélectionnée lors de la phase d'initialisation, est celle pour laquelle la différence  $\delta(\epsilon_j)$  est la plus faible (équation (VII.5)). Cependant, cette différence  $\delta(\epsilon_j)$  doit rester inférieure à un seuil  $\xi_{s2}$  afin d'éliminer les bandes blanches qui ne peuvent pas correspondre à la bande blanche sélectionnée initialement. La valeur du seuil  $\xi_{s2}$  est de l'ordre de quelques dizaines de centimètres.

$$\text{soit } \begin{cases} (\epsilon_s)_{n-1} = (x_s)_{n-1} - C_{nouv} \\ (\epsilon_j)_n = (x_j)_n - C_{init} \end{cases} \quad \text{avec : } 1 \leq j \leq N \quad (VII.3)$$

$$\delta(\epsilon_j) = (\epsilon_s)_{n-1} - (\epsilon_j)_n \quad (VII.4)$$

$$\text{et } |\delta(\epsilon_j)| \leq \xi_{s2} \quad (VII.5)$$

Dans le cas où aucune des bandes blanches détectées ne vérifie l'équation (VII.5), le robot mobile procède comme au § VII.2.3.2, en étudiant la variation de la position latérale de chaque bande blanche détectée dans l'image courante par rapport à la bande blanche suivie dans l'image précédente afin de déterminer si parmi les bandes blanches détectées, il y en a une qui pourrait correspondre à celle suivie dans l'image précédente.

Dans le cas où aucune des bandes blanches détectées dans l'image courante ne correspond à celle suivie dans l'image précédente, le robot mobile procède comme au § VII.2.3.3, en choisissant une nouvelle bande blanche à suivre et en déterminant une nouvelle consigne de pilotage à respecter. Si plusieurs bandes blanches peuvent être suivies, le robot mobile choisit celle qui est la plus proche de l'axe de la caméra car c'est celle qui sera la plus visible et la plus facile à suivre.

Une sécurité est prévue pour déclencher un arrêt d'urgence du robot mobile. En effet, un compteur de bande, noté  $Cpt_b$ , est incrémenté à chaque fois que le robot mobile choisit une nouvelle bande blanche à suivre autre que celle sélectionnée initialement. Ainsi, pour une valeur  $V_b$  du compteur, l'arrêt d'urgence se déclenche. Cette sécurité permet de prendre en compte les problèmes liés à une disparition définitive de la bande blanche suivie initialement, au non-parallélisme des bandes blanches dû à un rétrécissement ou à un élargissement de la chaussée, à une mauvaise position latérale du robot mobile sur la chaussée qui ne permet plus de retrouver la bande blanche initiale.

Le seuil  $V_b$  est prédéterminé par l'opérateur en fonction de la complexité du marquage sur la chaussée. A titre indicatif, la pratique montre qu'il est préférable de choisir une valeur de  $V_b$  comprise entre 3 et 7.

#### VII.2.3.5 ) *Cas où aucune bande blanche n'est détectée*

Lorsque dans l'image courante, aucune bande blanche n'est détectée, le robot mobile maintient les ordres de conduite précédemment calculés pour se déplacer "en aveugle" jusqu'à ce qu'une bande blanche soit de nouveau détectée. Dans ce cas de figure, un signal sonore et un message avertissent l'opérateur que le déplacement du robot mobile sur la chaussée n'est plus sûr et que cet état nécessite une surveillance accrue. Là aussi, une sécurité est prévue pour déclencher un arrêt d'urgence du robot mobile. En effet, un compteur d'images, noté  $Cpt_i$ , est incrémenté lorsque l'image analysée ne comporte aucune bande blanche. Ainsi, lorsque le nombre d'images successives sans bande blanche atteint un seuil  $V_i$ , l'arrêt d'urgence se déclenche. Le choix de la valeur de ce seuil est directement lié à la vitesse d'analyse des images et à la vitesse de déplacement du robot mobile sur la chaussée. Pour les essais actuels, cette valeur est égale à 5, ce qui permet un déplacement "en aveugle" du robot mobile sur une distance de l'ordre de 5 mètres.

### VII.2.3.6 ) Conclusions

A partir des éléments vus précédemment, il est possible de modéliser sous la forme d'un graphe le principe d'interprétation des bandes blanches ( cf. figure VII.10 ). Ce graphe comporte 4 états et 15 transitions.

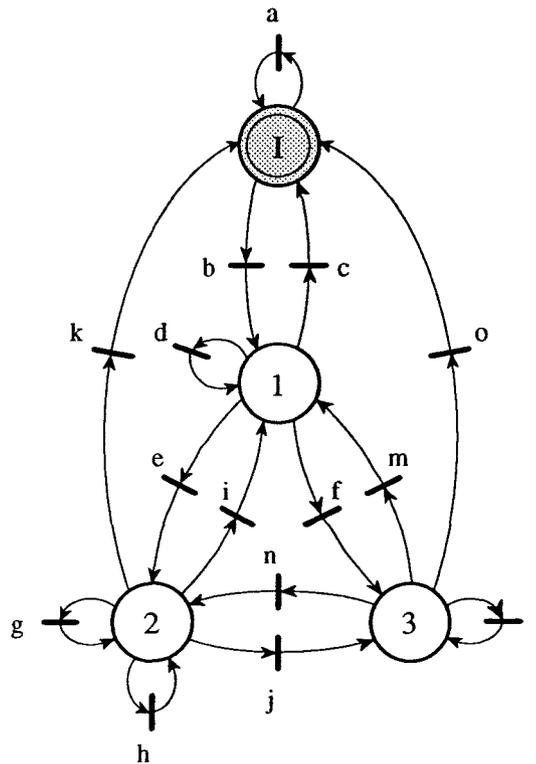


Figure VII.10 : Interprétation des bandes blanches

<b>Etat I</b>	Il représente la phase d'initialisation.
<b>Etat 1</b>	Il correspond au cas où le robot mobile suit la bande blanche sélectionnée initialement.
<b>Etat 2</b>	Il correspond au cas où le robot mobile suit une bande blanche autre que celle sélectionnée initialement.
<b>Etat 3</b>	Il correspond au cas où le robot mobile ne suit aucune bande blanche, il se déplace "en aveugle".

<b>Transition a</b>	Elle permet de recommencer la phase d'initialisation. Ce choix dépend de l'opérateur.
<b>Transition b</b>	Elle permet de valider la phase d'initialisation et de passer dans la phase de pilotage automatique.
<b>Transition c</b>	Elle permet d'arrêter la phase de pilotage automatique pour réinitialiser ou arrêter totalement le robot mobile. Ce choix dépend de l'opérateur.
<b>Transition d</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a su retrouver dans l'image courante la bande blanche suivie initialement.
<b>Transition e</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a trouvé dans l'image courante une nouvelle bande blanche à suivre.
<b>Transition f</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile n'a trouvé aucune bande blanche à suivre dans l'image courante.
<b>Transition g</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a su retrouver dans l'image courante la bande blanche suivie dans l'image précédente.

<b>Transition h</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a trouvé dans l'image courante une nouvelle bande blanche à suivre.
<b>Transition i</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a su retrouver dans l'image courante la bande blanche suivie initialement.
<b>Transition j</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile n'a trouvé aucune bande blanche à suivre dans l'image courante.
<b>Transition k</b>	Elle correspond à un arrêt d'urgence qui est déclenché soit par l'opérateur pour réinitialiser ou arrêter totalement le robot mobile, soit par programme lorsque le seuil $V_b$ correspondant au nombre de nouvelles bandes blanches suivies est atteint ( voir § VII.2.3.4 ).
<b>Transition l</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile n'a trouvé aucune bande blanche à suivre dans l'image courante.
<b>Transition m</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a su retrouver dans l'image courante la bande blanche suivie initialement.
<b>Transition n</b>	Elle correspond au cas où le robot mobile a su trouver dans l'image courante une bande blanche autre que celle suivie initialement.
<b>Transition o</b>	Elle correspond à un arrêt d'urgence qui est déclenché soit par l'opérateur pour réinitialiser ou arrêter totalement le robot mobile soit par programme lorsque le seuil $V_i$ correspondant au nombre d'images successives sans aucune bande blanche est atteint ( voir § VII.2.3.5 ).

Ainsi, le graphe de la figure VII.10 montre que le robot mobile est capable, grâce à son niveau d'interprétation, de s'adapter à d'éventuelles modifications de marquages sur la chaussée.

#### VII.2.4 ) Conclusion

Le processus de localisation permet, à partir des paramètres de guidage et des informations modélisant la chaussée, de déterminer la position et l'orientation statiques et dynamiques du robot mobile sur la chaussée et d'interpréter les bandes blanches détectées pour sélectionner celle à suivre tout en prenant en compte d'éventuelles modifications de marquages sur la chaussée.

L'étape suivante consiste à déterminer les ordres de pilotage les plus adéquats pour asservir correctement la position et l'orientation du robot mobile sur la chaussée.

### VII.3 ) COMMANDE DU ROBOT MOBILE

Nous allons commencer par donner quelques précisions sur la boucle d'asservissement qui permet de déterminer les commandes pour piloter correctement le robot mobile sur la chaussée. D'une manière générale, comme le montre la figure VII.11, elle peut se représenter sous la forme d'un schéma fonctionnel.

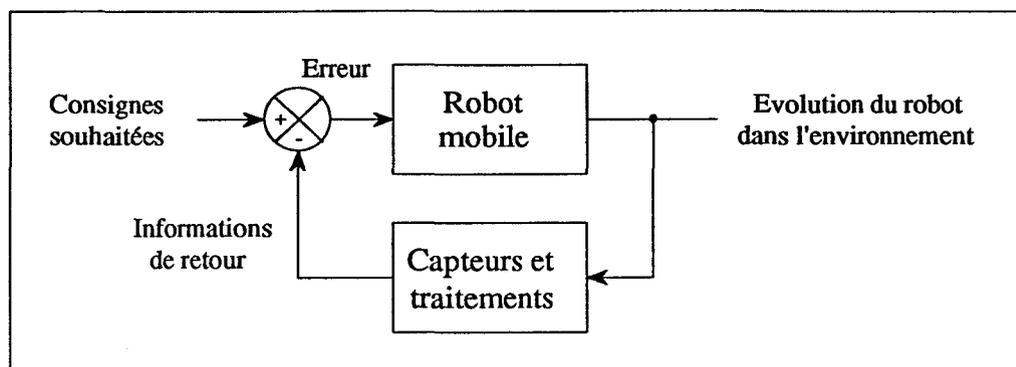


Figure VII.11 : Schéma fonctionnel de la boucle d'asservissement du robot mobile

Le bloc *robot mobile* modélise les caractéristiques dynamiques du robot (moment d'inertie, vitesse, coefficient de frottement des pneus, masse du robot mobile, etc...) et les caractéristiques des différents organes de la commande (moteur de traction, embrayage, moteur de direction, transmissions, inerties, frottements, etc...). Ainsi, en fonction de l'erreur entre les consignes souhaitées et les informations de retour, le robot mobile détermine les commandes à réaliser pour se déplacer correctement sur la chaussée.

Le bloc *capteurs et traitements* modélise les différents capteurs (compte tours, capteur angulaire et système de vision) et les temps de traitement pour déterminer les informations de retour afin de les comparer ensuite aux consignes souhaitées.

La progression du robot mobile sur la chaussée est réalisée grâce à deux commandes :

- la commande de déplacement qui permet, par l'intermédiaire d'un moteur de traction, de contrôler la vitesse du robot mobile par rapport au camion applicateur de résine, de façon à maintenir une distance constante entre ces deux véhicules. Cette distance est choisie et programmée au début par l'opérateur. Le fonctionnement de cette commande ne sera pas présenté ici car elle est traitée et gérée indépendamment des informations fournies par le système de vision,
- la commande de braquage qui permet, par l'intermédiaire d'un moteur de direction, d'agir sur le volant de façon à satisfaire, d'une part la consigne de pilotage  $C_{init}$  qui est choisie par l'opérateur lors de la phase d'initialisation et qui représente la distance latérale à maintenir entre le robot mobile et la bande blanche suivie, et d'autre part la consigne du point de fuite  $C_{pf}$  qui permet de maintenir le robot mobile dans l'axe de la chaussée. La valeur de  $C_{pf}$  est définie en fonction de l'emplacement et des caractéristiques de la caméra sur le robot.

### VII.3.1) La commande de braquage

Compte tenu des remarques précédentes, nous allons nous intéresser plus particulièrement à la commande de braquage. Ainsi, le schéma fonctionnel de la figure VII.11 devient :

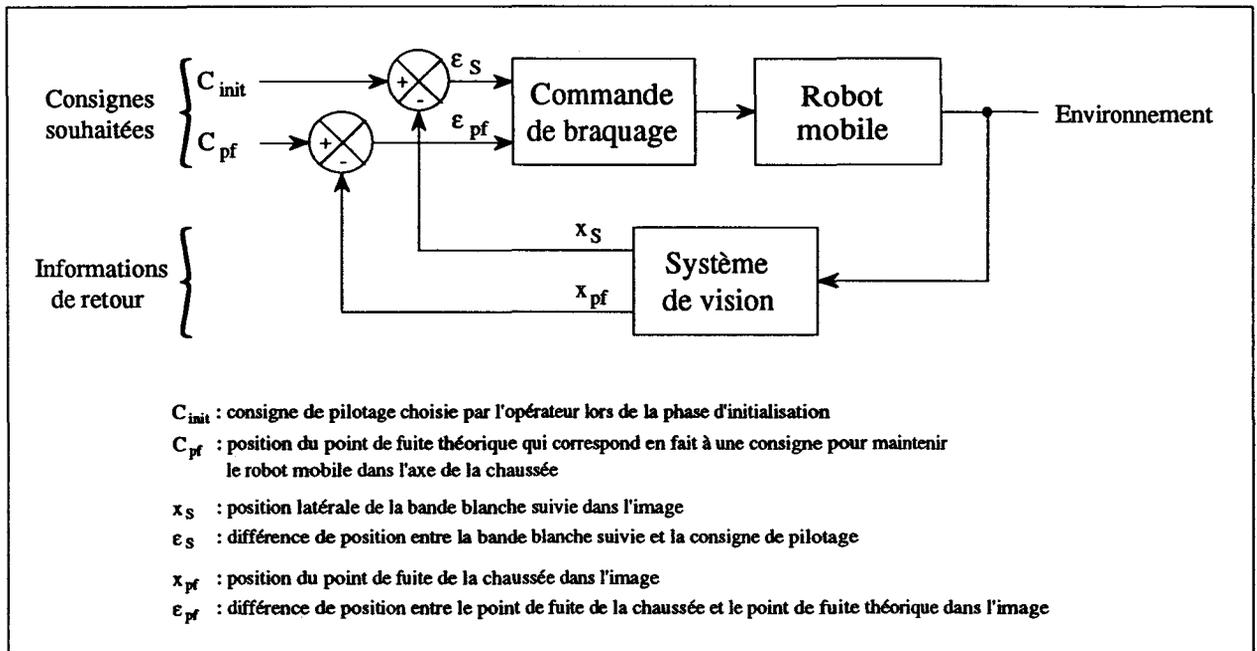


Figure VII.12 : Schéma fonctionnel de la boucle d'asservissement de la commande de braquage

Pour résoudre le problème de la commande du robot mobile, il faudrait commencer par modéliser et mettre en équation les différents blocs constituant le système, puis étudier la fonction de transfert pour calculer les lois de commande les plus adéquates pour asservir correctement la commande de braquage du robot mobile. Pour de plus amples informations sur les techniques à utiliser pour résoudre ce type problème, on pourra se reporter à [ELL\_83]. Ces techniques, qui correspondent à une approche formelle et cartésienne, s'appuient sur une modélisation rigoureuse et précise du système. Or, dans la réalité, certains paramètres et caractéristiques ne sont pas connus ou sont difficiles à déterminer (moment d'inertie, coefficient de frottement des pneus, caractéristiques des moteurs, temps de calcul inhérent à la complexité de l'image à analyser, etc...). Ainsi, nous allons nous orienter vers une autre approche qui fait intervenir la notion de "concept flou" pour s'affranchir de cette modélisation.

### VII.3.2 ) Notion de concept flou

La théorie des ensembles flous, introduite en 1965 par L.A. Zadeh, permet de résoudre les difficultés posées par la commande des systèmes complexes à l'aide des mathématiques conventionnelles. Ce concept flou correspond en fait à une approche plus pragmatique qui se limite au niveau de l'observation. Prenons, l'exemple de la conduite du robot mobile sur la chaussée :

- La méthode formelle consiste à modéliser au mieux le comportement dynamique du robot mobile. Ainsi, dans le cas où celui-ci se déporte sur la gauche, le système de conduite en déduit qu'il faut braquer le volant vers la droite, d'un angle  $\theta$  pendant une durée  $t$  pour que le robot mobile se positionne correctement sur la chaussée. L'ordre de commande ainsi calculé est en théorie une solution optimale puisqu'il prend en compte les caractéristiques du robot mobile. Dans la pratique, cette solution n'est pas forcément optimale, car en général, la modélisation d'un tel véhicule nécessite d'effectuer des approximations et/ou de négliger certains paramètres impossibles à déterminer !
- La méthode basée sur le concept flou consiste à se mettre à la place d'un conducteur pour reproduire les actions effectuées par celui-ci. On s'intéresse en fait à son comportement qui est défini par sa connaissance et son expérience de la conduite sur route et du véhicule à conduire. Ainsi, pour déterminer l'ordre de commande, on utilise des règles du type : "si le véhicule se déporte légèrement sur la gauche braquer légèrement le volant vers la droite". Cette solution n'est pas forcément optimale mais elle est, en revanche, acceptable, raisonnable et voir même judicieuse dans certains cas. De plus, comme le comportement du conducteur est empirique et subjectif, il est possible d'obtenir différents types de conduite (agressive, prudente, douce, etc...). Ainsi, suivant le contexte, on pourrait privilégier tels ou tels types de conduite. On constate que cette méthode permet, effectivement, de s'affranchir facilement de la modélisation formelle et explicite du véhicule.

Le lecteur trouvera, dans les références suivantes, des compléments d'informations et d'explications plus complets sur la théorie des ensembles flous [ZAD\_65], [KAU\_77], [COS\_84], [LEV\_89], [ONO\_89], [SCH\_90].

### VII.3.3 ) Etude de la commande de braquage

Pour revenir au robot mobile, nous allons commencer par déterminer les informations qui sont nécessaires pour élaborer la commande de braquage et obtenir une conduite se rapprochant de celle effectuée par l'être humain. Parmi ces informations ( cf. figure VII.13 ), nous avons :

- les consignes choisies et souhaitées par l'opérateur, dont la consigne de pilotage  $C_{init}$  qui représente la distance latérale à maintenir entre le robot mobile et la bande blanche suivie, et la consigne du point de fuite  $C_{pf}$  qui représente la position idéale, du point de fuite de la chaussée dans l'image pour que le robot mobile soit dans l'axe de la chaussée,
- les informations liées à la localisation "statique" du robot mobile ( cf. § VII.2.1 ) permettent de prendre en compte, d'une part la position de la bande suivie dans l'image courante par rapport au robot mobile définie par  $(x_s)_n$ , et d'autre part la position du point de fuite de la chaussée dans l'image courante définie par  $(x_{pf})_n$ ,

- les informations liées à la localisation "dynamique" du robot mobile ( cf. § VII.2.2 ) permettent, d'une image à l'autre, de prendre en compte les variations des paramètres de position  $(x_s)_n$  et  $(x_{pf})_n$  , notamment en utilisant l'information de position  $(x_s)_{n-1}$  déterminée dans l'image précédente et l'information de position moyenne du point de fuite  $(x_{pf})_{moy}$  calculée à partir de plusieurs images consécutives pour obtenir une position du point de fuite de la chaussée plus stable et plus représentative ( voir § VI.3.2.3 ),
- les informations qui vont permettre d'adapter le style de conduite du robot mobile en fonction de deux cas spécifiques. Le premier cas est lié à la fiabilité de la position moyenne du point de fuite de la chaussée dans l'image. En effet, si la stabilité, définie par l'écart type  $\sigma_{pf}$  du point fuite est faible, le robot mobile devra négliger les informations relatives au point de fuite pour accorder une plus grande importance aux informations relatives à la bande blanche suivie. Par analogie, on retrouve ce cas de figure lorsqu'un automobiliste conduit sa voiture par temps de brouillard et/ou de nuit. Le deuxième cas est lié à l'écart de position du robot mobile entre la consigne souhaitée  $C_{init}$  et la position de la bande blanche suivie  $(x_s)_n$ . En effet, lorsque cet écart est relativement important, le robot mobile devra momentanément accorder une plus grande importance aux informations relatives à la bande blanche suivie au détriment des informations relatives au point de fuite, de manière à pouvoir corriger plus rapidement cet écart de position. Ce cas apparaît principalement au moment de la phase d'initialisation où l'écart de position entre la consigne choisie par l'opérateur et la bande blanche à suivre peut être importante. Par analogie, on retrouve ce cas de figure lorsqu'un automobiliste effectue un dépassement. Il doit en effet se déplacer de la voie de gauche sur la voie de droite. Pour cela, il accordera momentanément une plus grande importance aux informations relatives à la position de sa voiture sur la chaussée.

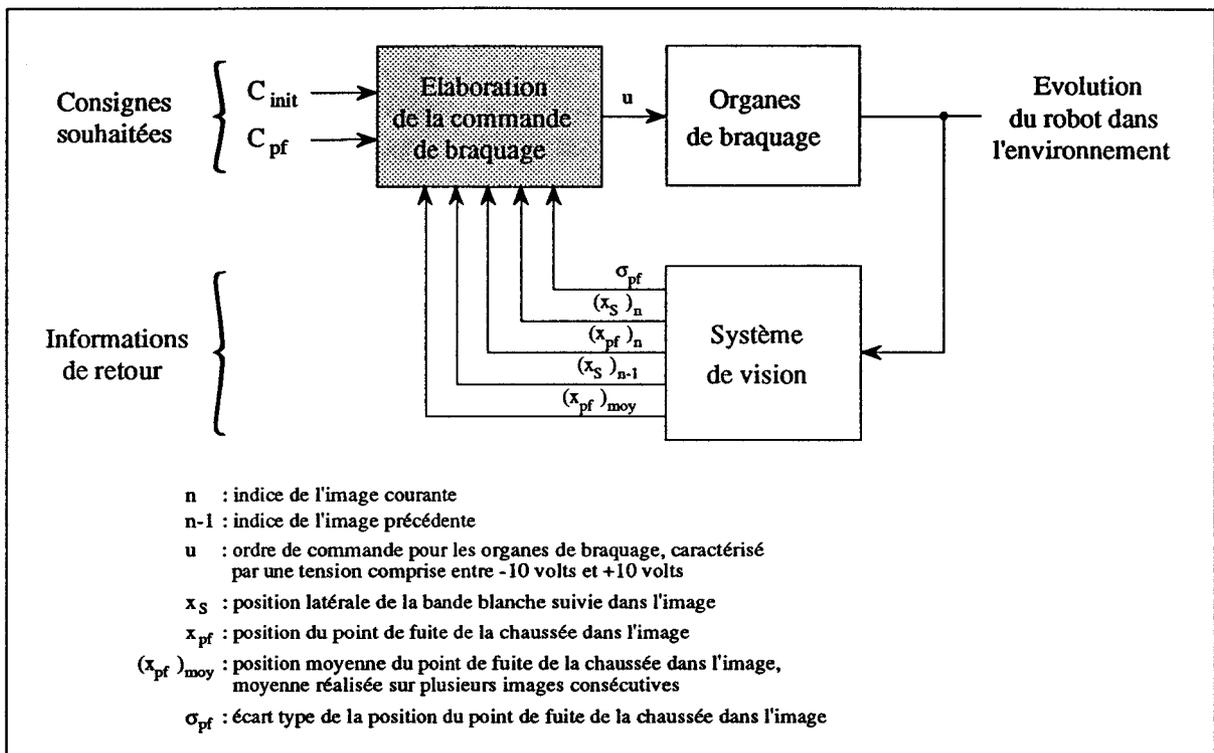


Figure VII.13 : Détail des informations utilisées pour élaborer la commande de braquage

Le bloc relatif à l'élaboration de la commande braquage de la figure VII.13 peut se décomposer en quatre sous-blocs ( cf. figure VII.14 ),

- le bloc "*commande relative à la bande blanche suivie*" qui permet, à partir des différentes informations ( $C_{init}$ ,  $(x_S)_n$ ,  $(x_S)_{n-1}$ ) liées à la bande blanche suivie, de déterminer une commande de braquage  $u_S$ ,
- le bloc "*commande relative au point de fuite*" qui permet, à partir des différentes informations ( $C_{pf}$ ,  $(x_{pf})_n$ ,  $(x_{pf})_{n-1}$ ) liées au point de fuite de la chaussée, de déterminer une commande de braquage  $u_{pf}$ ,
- le bloc "*pondérateur*" qui permet, à partir des informations ( $\epsilon_S$ ,  $\sigma_{pf}$ ) liées à la bande blanche suivie et au point de fuite de la chaussée, de déterminer deux coefficients de pondération  $\lambda_S$  et  $\lambda_{pf}$ ,
- le bloc "*traitement*" qui permet, à partir des deux commandes de braquage ( $u_S$  et  $u_{pf}$ ) et des deux coefficients de pondération ( $\lambda_S$  et  $\lambda_{pf}$ ), de déterminer la commande de braquage  $u$  à envoyer sur le moteur de direction du robot mobile.

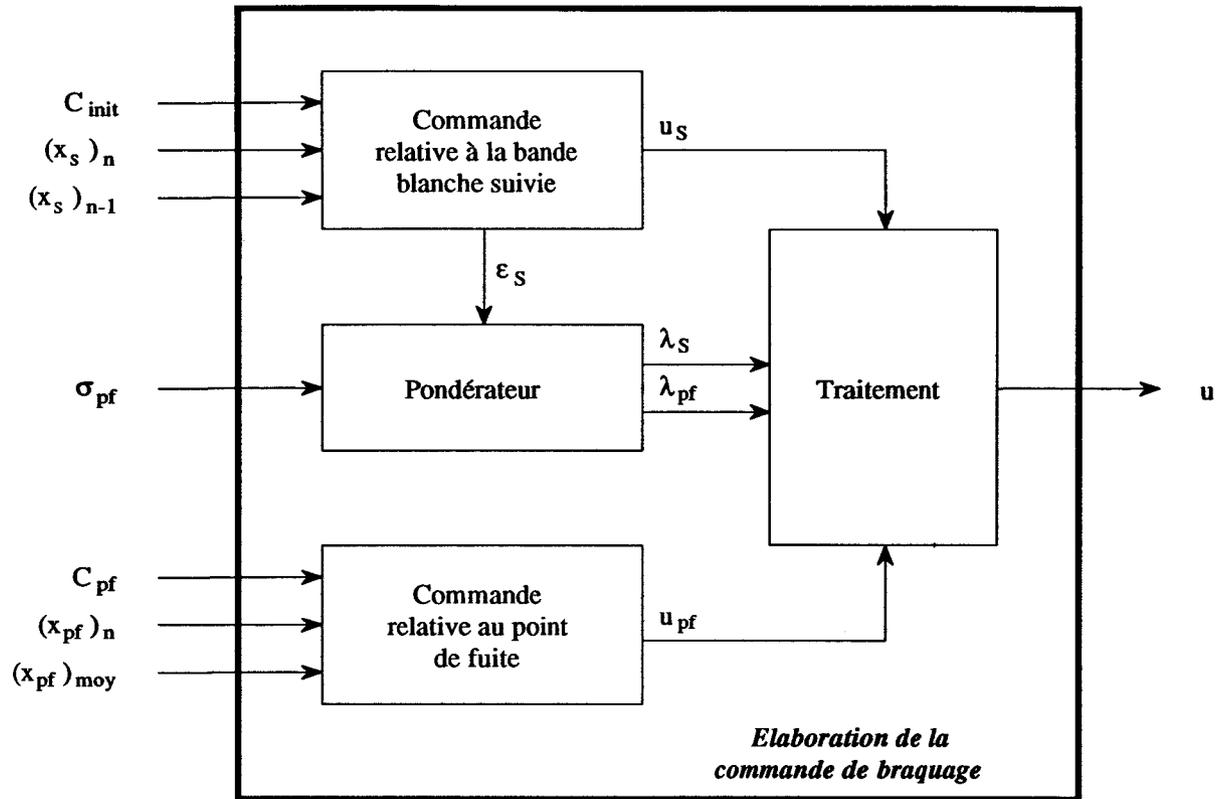


Figure VII.14 : Détail interne de la commande de braquage

### VII.3.3.1 ) Commande relative à la bande blanche suivie

La commande de braquage relative à la bande blanche suivie par le robot mobile (cf. figure VII.15) est élaborée, d'une part, à partir de l'écart existant entre la consigne de pilotage  $C_{init}$  et la position de la bande blanche  $(x_s)_n$  dans l'image courante, qui correspond à l'erreur de position du robot par rapport à la bande blanche suivie ( $\epsilon_s$ ) et d'autre part, à partir de la variation de position de la bande blanche entre l'image courante  $(x_s)_n$  et l'image précédente  $(x_s)_{n-1}$ .

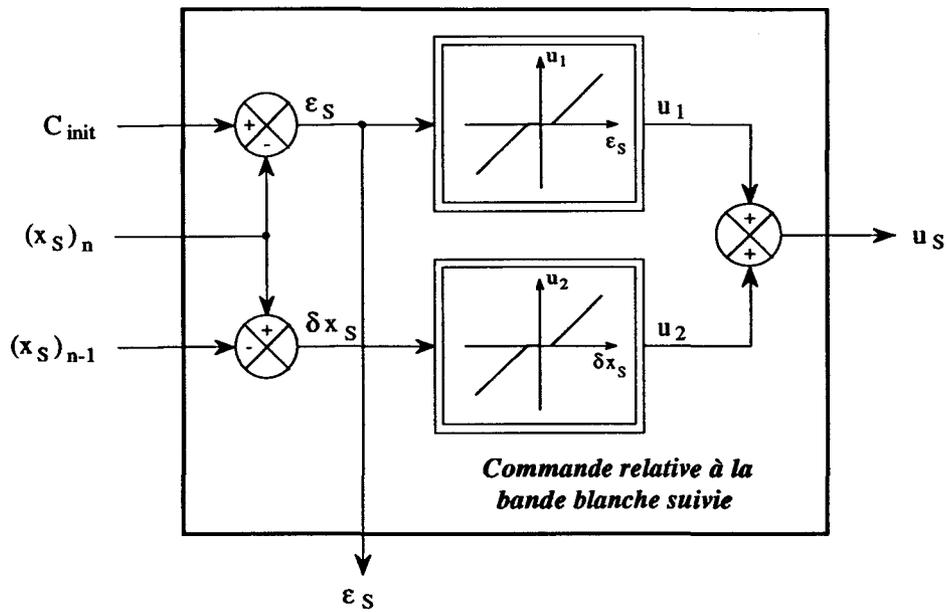


Figure VII.15 : Commande relative à la bande blanche suivie

Pour déterminer les commandes  $u_1$  et  $u_2$ , on utilise deux fonctions non linéaires du type seuil. Ces deux fonctions sont obtenues en utilisant la méthode basée sur le concept flou (§ VII.3.2) c'est-à-dire, d'une manière empirique et subjective selon la connaissance et l'expérience qu'a l'opérateur de la conduite du robot mobile sur la chaussée. Nous avons ainsi retenu les fonctions suivantes :

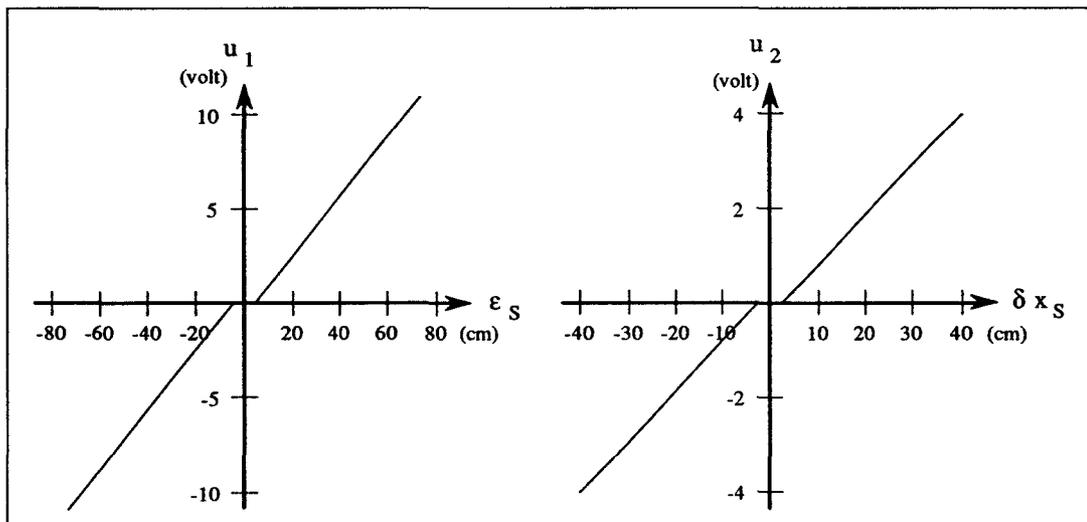


Figure VII.16 : Définition des deux fonctions non linéaires relatives à la bande suivie

L'addition des commandes  $u_1$  et  $u_2$  permet de déterminer directement la commande de braquage  $u_s$  relative à la bande blanche suivie par le robot mobile.

**VII.3.3.2 ) Commande relative au point de fuite**

La commande de braquage relative au point de fuite ( cf. figure VII.17 ) est déterminée de la même manière qu'au § VII.3.3.1. Ainsi, à partir de la consigne  $C_{pf}$  et des informations de retour  $(x_{pt})_n$  et  $(x_{pt})_{moy}$ , on détermine la commande de braquage  $u_{pf}$  relative au point de fuite.

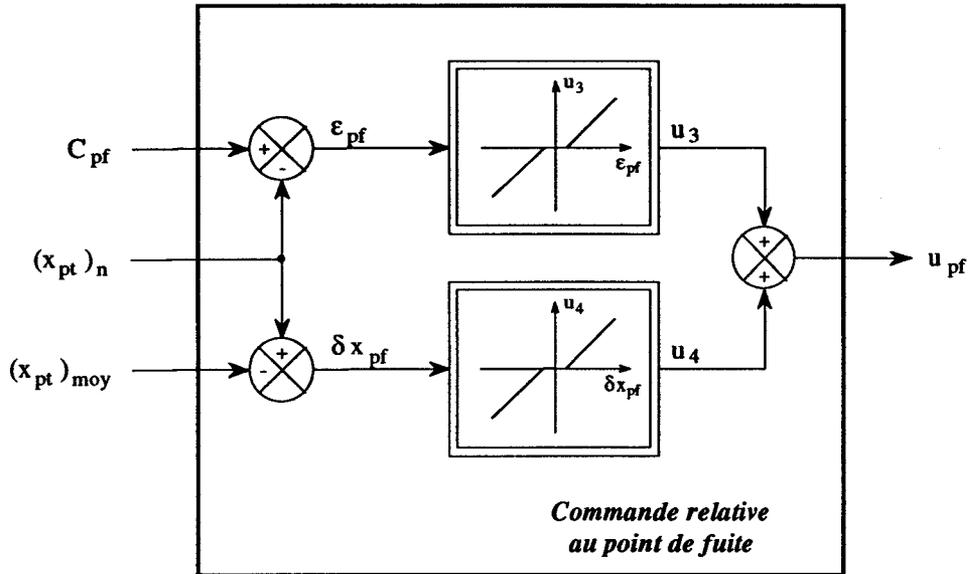


Figure VII.17 : Commande relative au point de fuite

Les deux fonctions non linéaires du type seuil que nous avons retenues sont les suivantes :

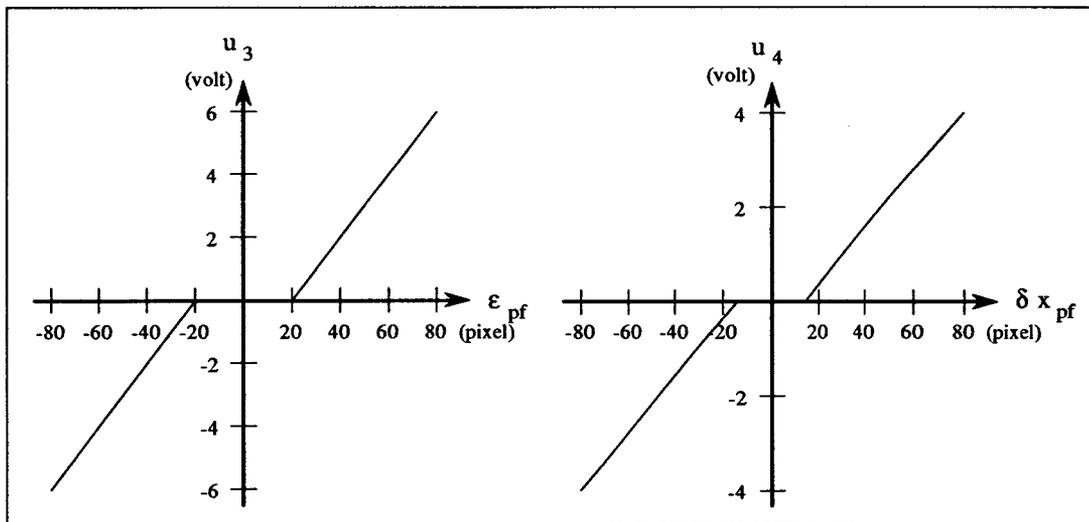


Figure VII.18 : Définition des deux fonctions non linéaires relatives au point de fuite

**VII.3.3.3 ) Le pondérateur**

Le pondérateur permet, à partir de l'erreur de position  $\epsilon_s$  du robot mobile sur la chaussée et de l'écart type  $\sigma_{pf}$  relatif à la stabilité du point de fuite dans l'image, de déterminer deux

coefficients  $\lambda_s$  et  $\lambda_{pf}$  ( cf. figure VII.19 ). Ces deux coefficients vont permettre par la suite de pondérer les commandes de braquage  $u_s$  et  $u_{pf}$  de façon à pouvoir mieux adapter la conduite du robot mobile en fonction des informations disponibles.

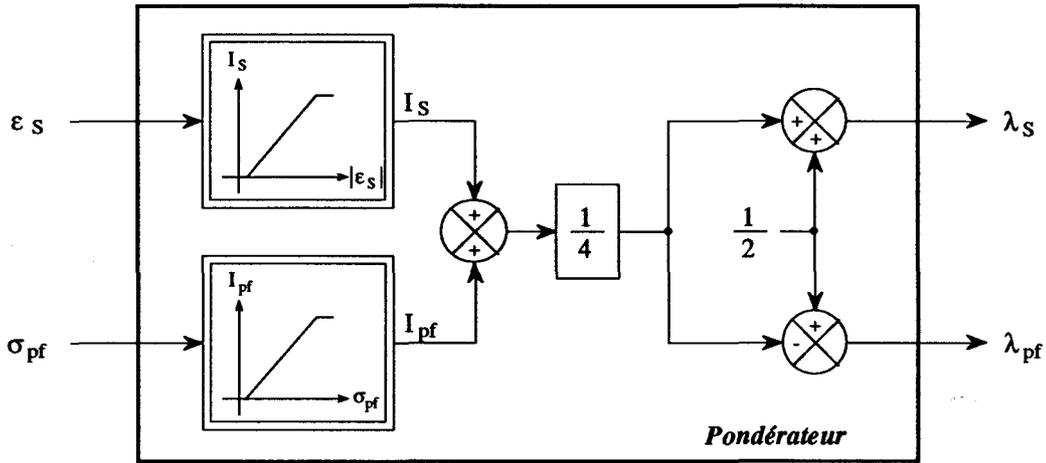


Figure VII.19 : Le pondérateur

On utilise également deux fonctions non linéaires qui sont déterminées de la même manière qu'au § VII.3.3.1. Nous avons ainsi retenu les fonctions suivantes :

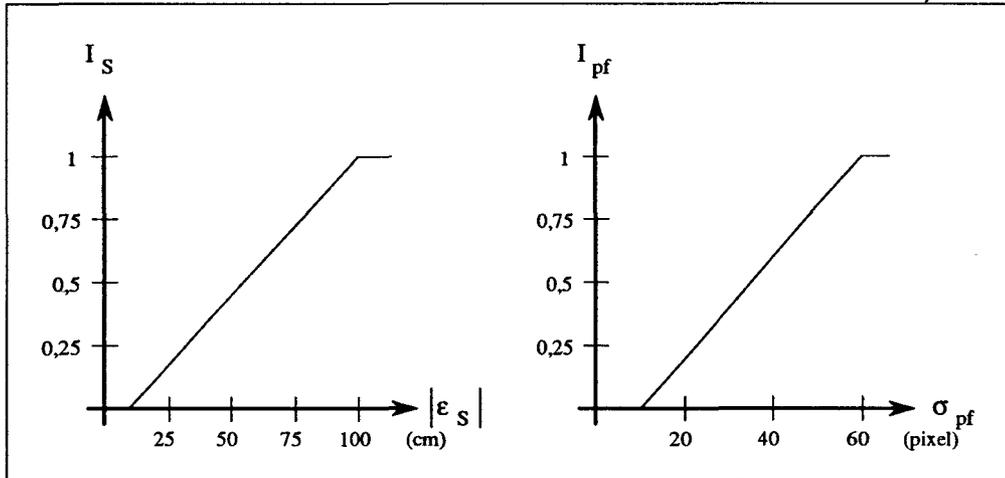


Figure VII.20 : Définition des deux fonctions non linéaires du pondérateur

Les équations qui relient les paramètres  $\lambda_s$ ,  $\lambda_{pf}$ ,  $I_s$  et  $I_{pf}$  sont les suivantes :

$$\lambda_s = \frac{1}{2} \cdot \left( 1 + \left( \frac{I_s + I_{pf}}{2} \right) \right) \quad 0,5 \leq \lambda_s \leq 1$$

$$\lambda_{pf} = \frac{1}{2} \cdot \left( 1 - \left( \frac{I_s + I_{pf}}{2} \right) \right) \quad 0 \leq \lambda_{pf} \leq 0,5$$

avec  $\lambda_s + \lambda_{pf} = 1$

On remarque que les coefficients sont choisis de façon à n'être compris qu'entre 0,5 et 1 pour  $\lambda_s$  et qu'entre 0 et 0,5 pour  $\lambda_{pf}$ . En effet, d'une manière générale, les informations liées à la bande blanche suivie par le robot mobile sont plus pertinentes que celles liées au point de fuite de la chaussée. De plus, il serait dangereux, voire impossible, de piloter le robot mobile uniquement à partir des informations relatives au point de fuite de la chaussée.

Le tableau ci-après présente les principales situations du robot mobile en fonction des valeurs extrêmes de  $|\varepsilon_s|$  et de  $\sigma_{pf}$ . On constate que les valeurs des coefficients  $\lambda_s$  et  $\lambda_{pf}$  permettent effectivement de pondérer les informations relatives à la bande suivie par le robot mobile et celles relatives au point de fuite de la chaussée.

$ \varepsilon_s $	$\sigma_{pf}$	$I_s$	$I_{pf}$	$\lambda_s$	$\lambda_{pf}$	Situation du robot mobile
Valeur faible ( $ \varepsilon_s  < 10$ )	Valeur faible ( $\sigma_s < 10$ )	0	0	0,5	0,5	La position du robot mobile et la stabilité du point de fuite sont correctes. Ainsi, on accorde une importance égale aux informations relatives à la bande blanche suivie et au point de fuite de la chaussée ( $\lambda_s = \lambda_{pf} = 50\%$ ).
Valeur faible ( $ \varepsilon_s  < 10$ )	Valeur importante ( $\sigma_s > 60$ )	0	1	0,75	0,25	La position du robot mobile est correcte mais il y a instabilité de la position du point de fuite. Ainsi, on accorde une plus grande importance aux informations relatives à la bande blanche suivie au détriment de celles relatives au point de fuite de la chaussée pour piloter le robot ( $\lambda_s = 75\%$ et $\lambda_{pf} = 25\%$ ).
Valeur importante ( $ \varepsilon_s  > 100$ )	Valeur faible ( $\sigma_s < 10$ )	1	0	0,75	0,25	La position du robot mobile est incorrecte mais la stabilité du point de fuite correcte. Ainsi, on accorde une plus grande importance aux informations relatives à la bande blanche suivie au détriment de celles relatives au point de fuite de la chaussée pour que le robot puisse corriger plus rapidement sa position latérale ( $\lambda_s = 75\%$ et $\lambda_{pf} = 25\%$ ).
Valeur importante ( $ \varepsilon_s  > 100$ )	Valeur importante ( $\sigma_s > 60$ )	1	1	1	0	La position du robot mobile est incorrecte et il y a instabilité de la position du point de fuite. Ainsi, on accorde le maximum d'importance aux informations relatives à la bande blanche au détriment de celles relatives au point de fuite de la chaussée pour que le robot puisse corriger plus rapidement sa position latérale ( $\lambda_s = 100\%$ et $\lambda_{pf} = 0\%$ ).

#### VII.3.3.4) Le traitement

Le traitement permet, à partir des deux commandes de braquage  $u_s$  et  $u_{pf}$  et des deux coefficients de pondération  $\lambda_s$  et  $\lambda_{pf}$ , de déterminer la commande de braquage  $u$  à envoyer sur le moteur de direction du robot mobile pour que celui-ci se déplace correctement sur la chaussée (cf. figure VII.21).

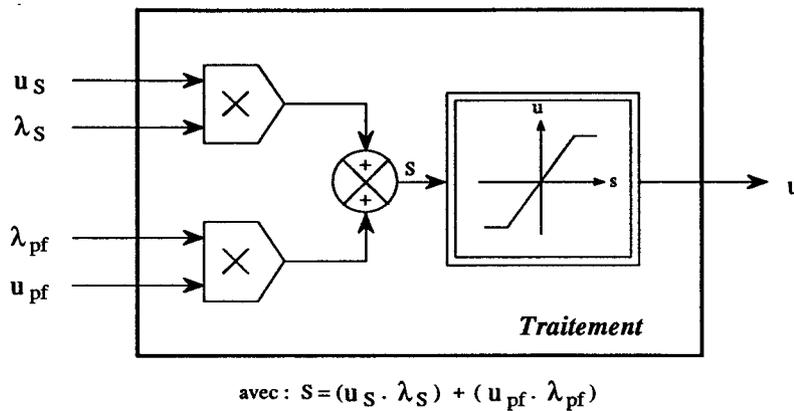


Figure VII.21 : Le traitement

La fonction non linéaire de type saturation utilisée dans le traitement sert uniquement à limiter la commande de braquage  $u$  entre -10 volts et +10 volts. La fonction est alors la suivante :

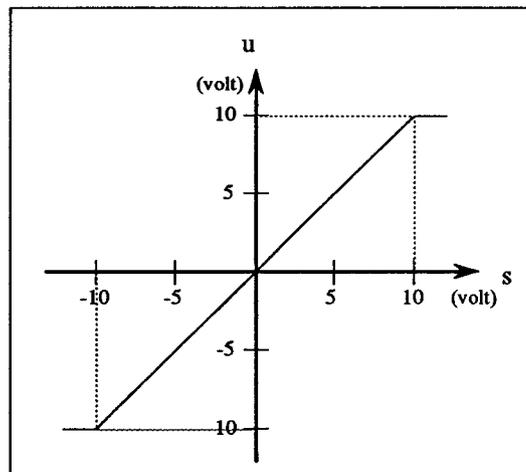


Figure VII.20 : Définition de la fonctions non linéaires du traitement

### VII.3.4) Conclusion

L'élaboration de la commande de braquage du robot mobile nous a conduits à utiliser une méthode qui permet de s'affranchir de la modélisation formelle des différents éléments intervenant dans cette commande. Ainsi, à partir des informations fournies par le système de vision et de considérations empiriques et subjectives propres à l'opérateur, nous avons déterminé un module qui élabore la commande de braquage.

Les différentes fonctions non linéaires qui interviennent dans la commande de braquage dépendent en partie des performances et des caractéristiques actuelles du robot mobile. En conséquence, toutes modifications ou améliorations significatives de celles-ci nécessitera d'adapter les différentes fonctions.

## VII.4 ) CONCLUSION

Le pilotage du robot mobile nous a amenés à définir un premier niveau, dit "*de localisation*", qui permet de déterminer la position et l'orientation statiques et dynamiques du robot mobile sur la chaussée. Par ailleurs, une méthode a été développée pour que celui-ci soit capable de s'adapter aux différents cas de figure qui peuvent se présenter lors de la conduite automatique, tels que la disparition de la bande blanche initialement suivie, la détection de bandes blanches autres que celle présélectionnée, la réapparition de la bande blanche présélectionnée, etc... Cette méthode permet également de surveiller la progression du robot mobile et de générer différentes actions pour avertir l'opérateur ou pour déclencher d'éventuelles sécurités, telles que des messages, des signaux sonores ou un arrêt d'urgence du robot mobile.

Le deuxième niveau, dit "*de commande*", permet d'élaborer, à partir des consignes de pilotage et des informations fournies par le système de vision, la commande de braquage à envoyer au moteur de direction pour asservir correctement la position et l'orientation du robot mobile sur la chaussée. Pour cela, nous avons utilisé une méthode originale basée sur la notion de concept flou qui élabore une commande de manière à obtenir un guidage qui se rapproche de celui effectué par un être humain. Ainsi, grâce à cette méthode qui s'affranchit des modélisations formelles et explicites, il est possible de réaliser différents "styles" de conduite du robot mobile sur la chaussée, par exemple, d'obtenir une conduite agressive, prudente ou douce de celui-ci !

A ce stade de l'étude, nous disposons de tous les éléments nécessaires pour réaliser le pilotage du robot mobile sur la chaussée. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les résultats des essais effectués en site réel.

## *Chapitre VIII*

### *Résultats des essais en site réel*

Après avoir étudié et défini, dans les chapitres précédents, les méthodes et les algorithmes qui permettent de piloter le robot mobile sur la chaussée par l'intermédiaire d'une caméra embarquée, nous allons, dans ce dernier chapitre, concrétiser cette étude en effectuant quelques essais en site réel afin d'observer le comportement du robot mobile lorsqu'il se déplace sur la chaussée en détectant la signalisation horizontale.

### VIII.1) INTRODUCTION

Pour réaliser les essais du robot mobile en site réel, nous avons réalisé une piste en grandeur réelle composée d'une ligne droite et d'un virage ( cf. figure VIII.1). Différentes modulations de bandes blanches y ont été peintes de façon à observer le comportement du robot mobile.

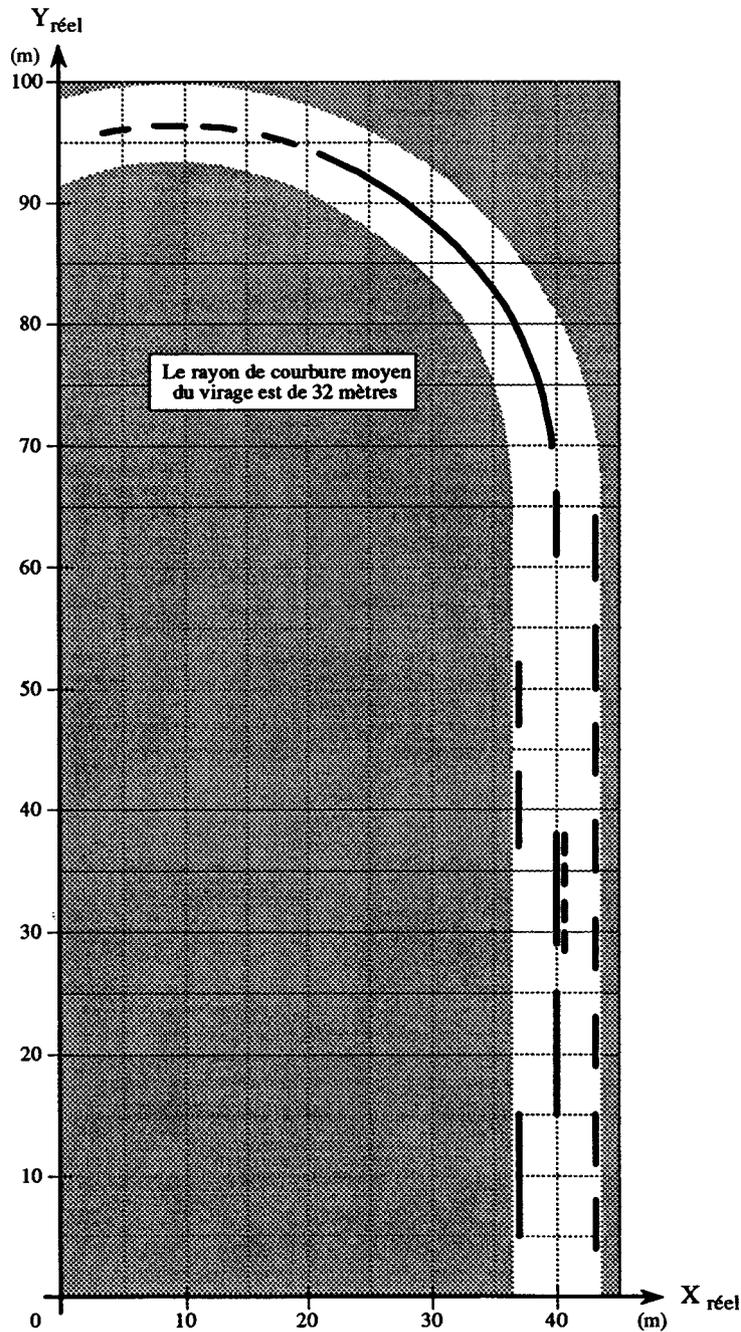


Figure VIII.1 : Piste d'essai

### VIII.2 ) RESULTATS D'UN ESSAI

Avant de présenter, en image, le déroulement d'un essai du robot mobile, nous allons donner quelques explications sur les informations qui vont être présentes sur ces images. En fait, à chaque image correspond d'une part, l'image vidéo de la scène vue par la caméra et sur laquelle certaines informations sont incrustées (cf. figure VIII.2) et d'autre part, l'image écran correspondant à celle de l'écran du micro-ordinateur et sur laquelle sont visualisées les valeurs des différents paramètres qui interviennent dans la commande du robot mobile (cf. figure VIII.3).

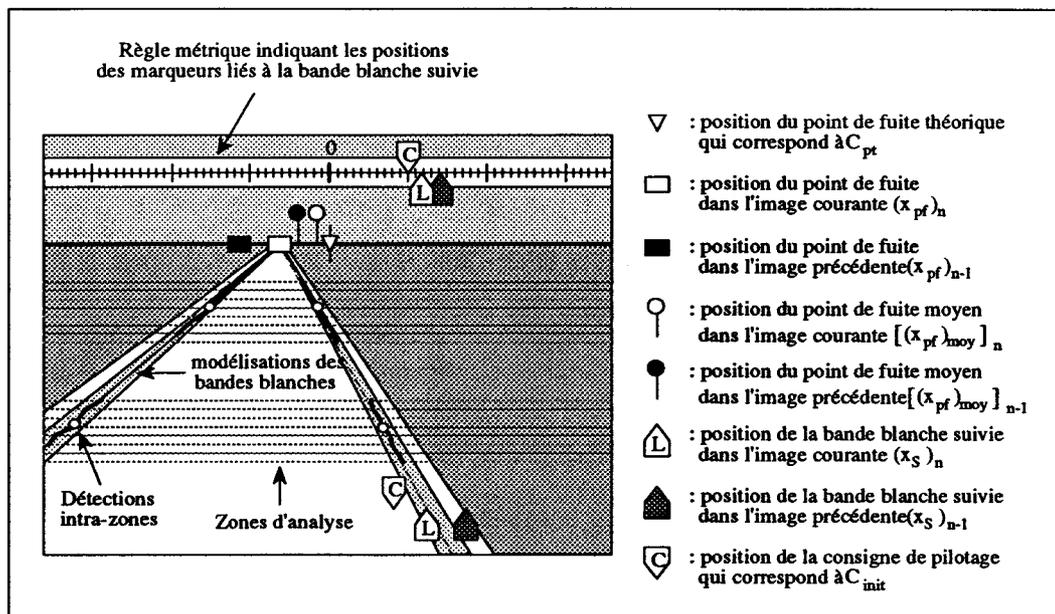


Figure VIII.2 : Informations présentées sur l'image vidéo

- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		$\epsilon_s$	$\epsilon_{pf}$	$(\epsilon_{pf})_c$
Variation		$\delta x_s$	$\delta x_{pf}$	$(\delta x_{pf})_c$
Ordre de braquage	P	$u_1$	$u_3$	Ecart type
	V	$u_2$	$u_4$	
	P+V	$u_s$	$u_{pf}$	
	coef	$\lambda_s$	$\lambda_{pf}$	
total		$u$		
Commentaires sur le déroulement de la conduite				$(x_s)_n$
Commentaires sur la position de la bande suivie				$Cpt_i$
Commentaires sur la position du point de fuite				$Cpt_b$

Figure VIII.3 : Informations présentées sur l'image écran

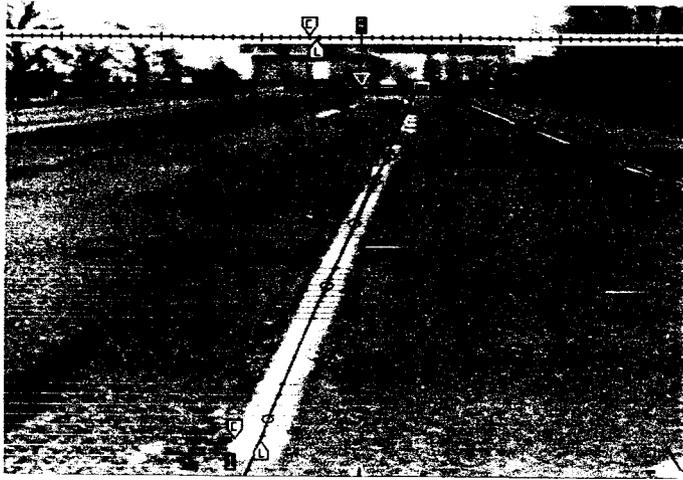
On rappelle que les différentes informations présentées sur l'image écran ont été définies dans le chapitre précédent.

### VIII.2.1 ) Présentation en images d'un essai

Le déroulement d'un essai commence par une *phase d'initialisation* pendant laquelle l'opérateur choisit les consignes que le robot devra respecter en se déplaçant sur la chaussée. Ensuite, une fois cette phase validée, le robot mobile est en *phase de conduite automatique*. Ainsi, à partir des informations recueillies par le système de vision, il détermine les ordres de pilotage à envoyer aux actionneurs pour respecter les consignes précédemment choisies par l'opérateur.

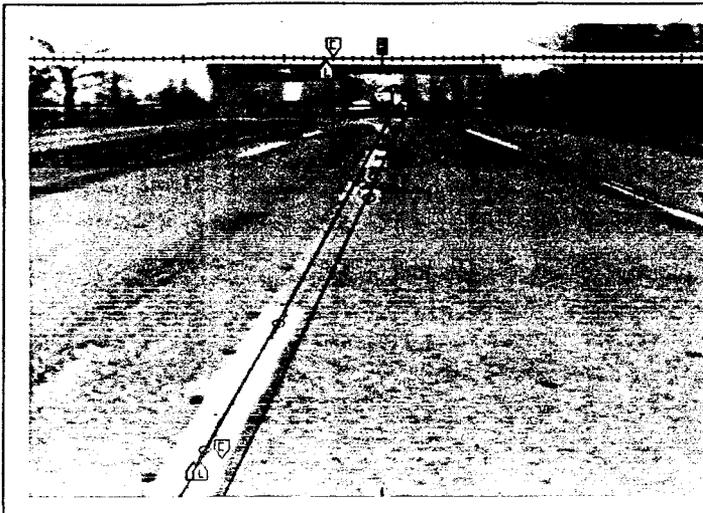
La séquence chronologique d'images ci-après présente les résultats obtenus pour différentes situations qui s'enchaînent selon un scénario complexe :

- la phase d'initialisation où deux bandes blanches ont été détectées dans l'image et où l'opérateur a sélectionné la bande blanche axiale à suivre par le robot,
- la phase de conduite automatique où le robot suit la bande blanche présélectionnée,
- la phase de conduite automatique où le robot suit la bande blanche présélectionnée malgré la présence d'une double bande blanche,
- la phase de conduite automatique où la bande blanche présélectionnée disparaît dans l'image,
- la phase de conduite automatique où, suite à une disparition de la bande blanche présélectionnée, le robot suit une autre bande blanche,
- la phase de conduite automatique où le robot suit la bande blanche initialement présélectionnée, suite à sa réapparition dans l'image,
- la phase de conduite automatique où le robot suit la bande blanche présélectionnée dans le virage.



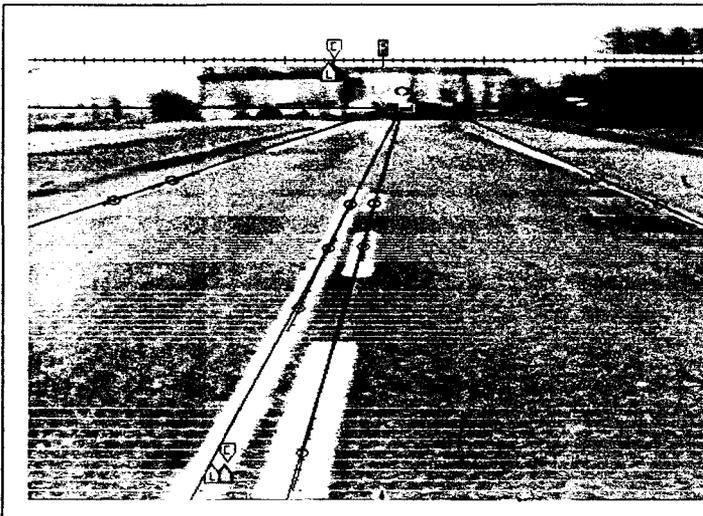
*- Phase d'initialisation -*

Nombre de bandes blanches détectées	: 2
Y a-t-il une bande à suivre ?	: Oui
Faut-il modifier l'abscisse du pt. de fuite théorique ?	: Non
Entrer le numéro de la bande blanche à suivre	: 1
Elle est située à gauche du robot à une distance de	
	: -0,43 m
Entrer la consigne de pilotage	
	: -0.5 m
La bande blanche sélectionnée est à droite de la consigne de pilotage	
	: 0.07 m
L'écart entre le point de fuite théorique et celui de la chaussée est de	
	: 42 pixels



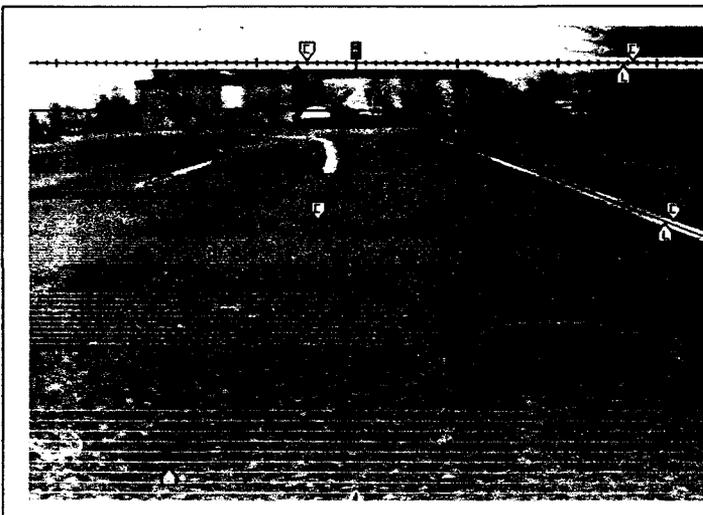
- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		-0,06 (m)	9 (pix)	11 (pix)
Variation		0,02 (m)	1 (pix)	4 (pix)
Ordres de braquage	P	-0,19 (V)	0 (V)	
	V	0 (V)	0 (V)	
	P+V	-0,19 (V)	0 (V)	
coef		0,53	0,47	Ecart type 4 (pix)
total		-0,1 (V)		
Bande blanche présélectionnée toujours suivie				-0,56 (m)
La bande suivie se rapproche de la consigne [C]				0
Le point de fuite moyen s'écarte				0



- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		-0,05 (m)	13 (pix)	16 (pix)
Variation		-0,03 (m)	1 (pix)	1 (pix)
Ordres de braquage	P	0 (V)	0 (V)	
	V	-0,8 (V)	0 (V)	
	P+V	-0,8 (V)	0 (V)	
coef		0,52	0,48	Ecart type 9 (pix)
total		-0,4 (V)		
Bande blanche présélectionnée toujours suivie				-0,55 (m)
La bande suivie se rapproche de la consigne [C]				0
Le point de fuite moyen se rapproche				0



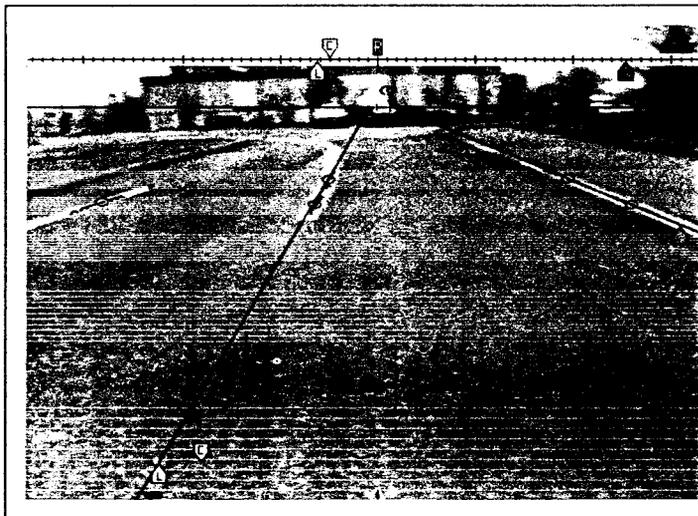
- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		-0,09 (m)	12 (pix)	13 (pix)
Variation		indéterminé	0 (pix)	-4 (pix)
Ordres de braquage	P	-0,6 (V)	0 (V)	
	V	0 (V)	0 (V)	
	P+V	-0,6 (V)	0 (V)	
coef		0,53	0,47	Ecart type 6 (pix)
total		-0,32 (V)		
Autre bande suivie		Surveiller la progression		2,67 (m)
Recalage sur une nouvelle bande blanche				0
Le point de fuite moyen se rapproche				1



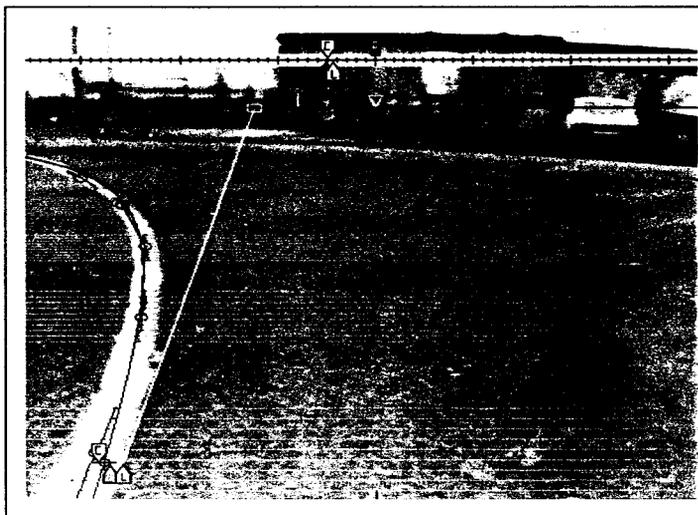
- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		-0,1 (m)	12 (pix)	9 (pix)
Variation		-0,03 (m)	-4 (pix)	0 (pix)
Ordres de braquage	P	-0,73 (V)	0 (V)	Ecart type
	V	-0,1 (V)	0 (V)	
	P+V	-0,83 (V)	0 (V)	
	coef	0,54	0,46	
total		-0,45 (V)		
Autre bande blanche toujours suivie				2,7 (m)
La bande suivie s'éloigne de la consigne [C]				0
Le point de fuite moyen s'écarte				1



- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		-0,13 (m)	7 (pix)	4 (pix)
Variation		indéterminé	-1 (pix)	-1 (pix)
Ordres de braquage	P	-1,19 (V)	0 (V)	Ecart type
	V	0 (V)	0 (V)	
	P+V	-1,19 (V)	0 (V)	
	coef	0,56	0,44	
total		-0,67 (V)		
Bande blanche présélectionnée réapparaît				-0,63 (m)
La bande suivie est celle sélectionnée au départ				0
Le point de fuite moyen se rapproche				0



- Phase de conduite automatique -

		Bande blanche suivie	Point de fuite moyen	Point de fuite courant
Position		0,07 (m)	-56 (pix)	-87 (pix)
Variation		0,08 (m)	-20 (pix)	-10 (pix)
Ordres de braquage	P	0,29 (V)	-3,59 (V)	Ecart type
	V	0,53 (V)	-0,3 (V)	
	P+V	0,83 (V)	-3,88 (V)	
	coef	0,58	0,42	
total		-1,16 (V)		
Bande blanche présélectionnée toujours suivie				-0,43 (m)
La bande suivie s'éloigne de la consigne [C]				0
Le point de fuite moyen s'écarte				0

### VIII.2.2) Visualisation des paramètres

La trajectoire effectuée par le robot mobile sur la chaussée durant cet essai, est représentée sur la figure VIII.4 ci-après. Cette trajectoire, matérialisée par des points, est obtenue en mesurant sur la chaussée la position réelle du robot mobile. On constate que la trajectoire du robot correspond relativement bien à la trajectoire idéale obtenue à partir de la consigne  $C_{init}$  malgré les discontinuités des bandes blanches, la double bande blanche et la courbure du virage. Cet essai démontre ainsi que le robot mobile est capable de se déplacer seul sur la chaussée en détectant la signalisation horizontale.

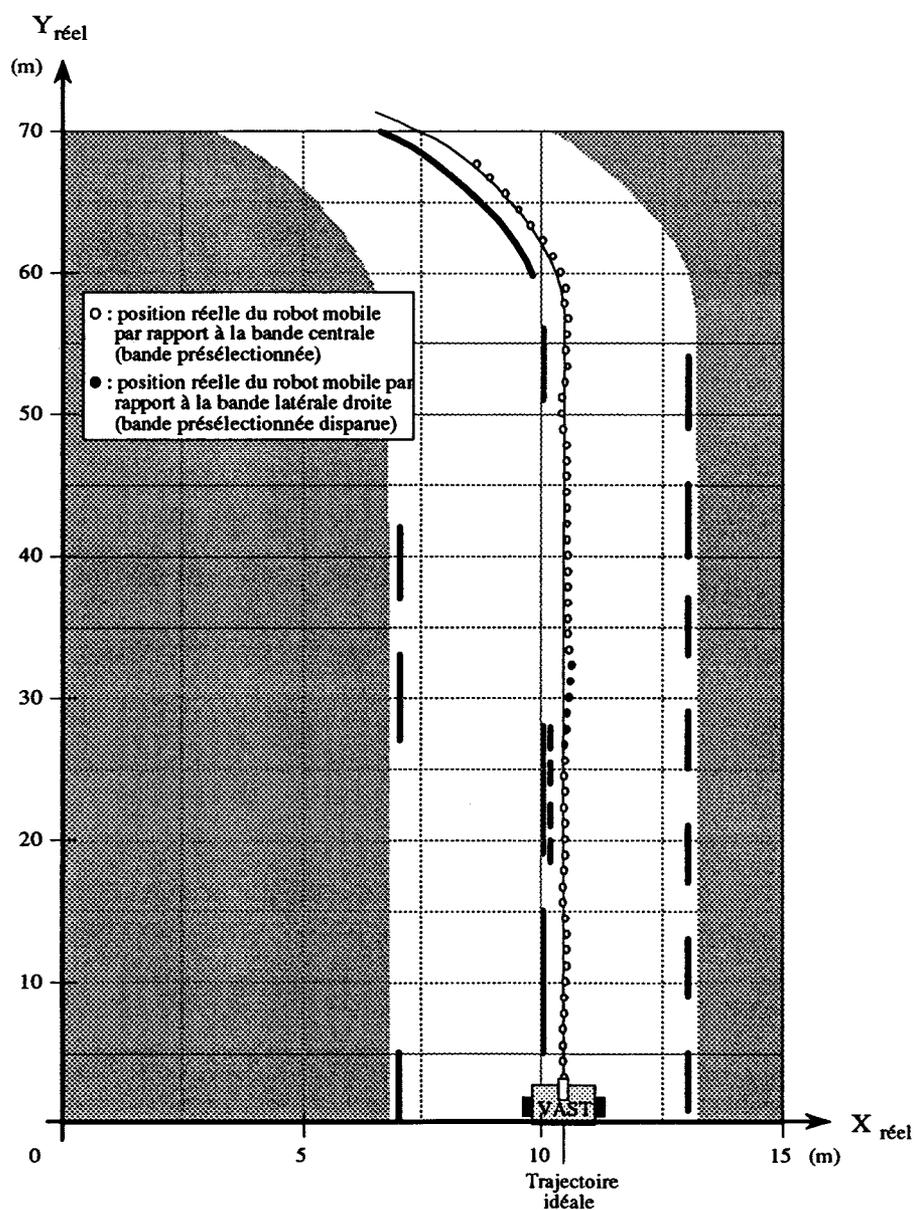


Figure VIII.4 : Trajet du robot mobile sur la chaussée

Il est possible de visualiser sur des graphiques l'évolution des différents paramètres qui interviennent dans le pilotage du robot. En effet, durant cet essai, un fichier de données est créé pour mémoriser ces différents paramètres. Entre chaque point de mesure, la distance parcourue par le robot mobile est de 50 cm sur la chaussée. On rappelle que les paramètres présentés ci-après ont fait l'objet d'explications dans le **chapitre VII**.

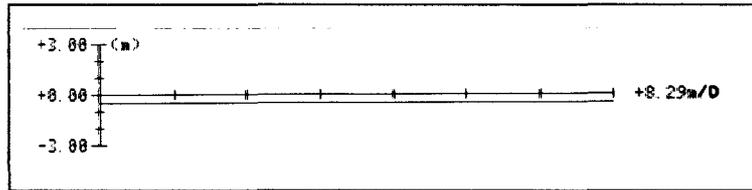


Figure VIII.5 : Consigne de pilotage  $C_{init}$  choisie par l'opérateur

L'opérateur a choisi une consigne de pilotage  $C_{init}$  de -0,5 mètre, c'est-à-dire que la bande blanche suivie par le robot mobile doit se trouver sur sa gauche à une distance de 0,5 mètre par rapport à l'axe de la caméra embarquée ( voir **chapitre VII**, § VII.2 ).

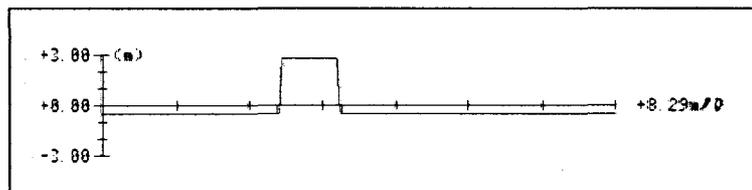


Figure VIII.6 : Evolution de la consigne de pilotage  $C_{init}$  en fonction de la bande blanche suivie par le robot mobile

Après un déplacement du robot mobile de l'ordre 20 mètres sur la chaussée ( cf. figure VIII.6 ), on constate que, suite à la disparition de la bande blanche présélectionnée au départ, une nouvelle consigne de pilotage  $C_{nouv}$  est calculée pour assurer un guidage par rapport à une autre bande blanche présente dans l'image ( voir **chapitre VII**, § VII.2.3.3 ). Ce guidage par rapport à cette autre bande blanche se fait sur une distance de l'ordre de 7 mètres. Au-delà de cette distance, la bande blanche présélectionnée au départ réapparaît dans l'image et le robot mobile se guide de nouveau par rapport à celle-ci en respectant la consigne  $C_{init}$  ( voir **chapitre VII**, § VII.2.3.4 ).

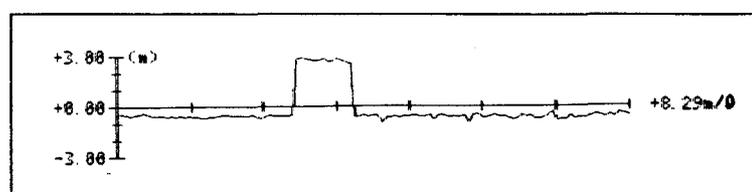


Figure VIII.7 : Evolution de  $x_s$  correspondant à la position de la bande blanche suivie par rapport au robot mobile et déterminée par le système

La courbe de la figure VIII.7 montre que, durant cet essai, le robot mobile a effectué un recalage sur une bande blanche autre que celle présélectionnée au départ ( voir chapitre VII, § VII.2.1 ).

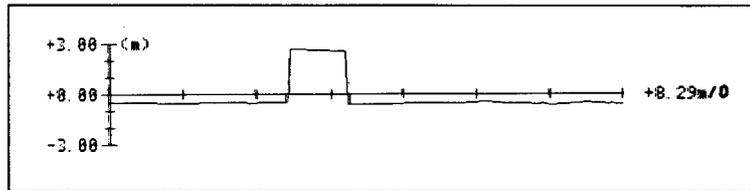


Figure VIII.8 : Evolution de  $(x_s)_R$  correspondant à la position réelle de la bande blanche suivie par rapport au robot mobile

Le paramètre  $(x_s)_R$  est obtenu en mesurant sur la chaussée la distance réelle qui sépare le robot mobile de la bande blanche suivie par celui-ci. Cette courbe a les mêmes caractéristiques que la courbe de la figure VIII.7 . La différence de position entre le paramètre  $x_s$  déterminé par le système et le paramètre  $(x_s)_R$  mesuré par l'opérateur est en moyenne de l'ordre de quelques centimètres.

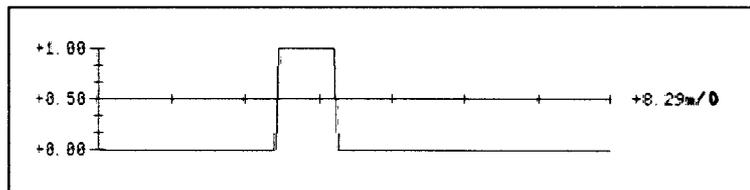


Figure VIII.9 : Evolution du compteur de bandes blanches suivies autres que celle présélectionnée  $Cpt_b$

Le compteur  $Cpt_b$  , défini au chapitre VII, § VII.2.3.4, indique qu'il y a eu effectivement, durant cet essai, une bande blanche suivie par le robot mobile autre que celle présélectionnée au départ.

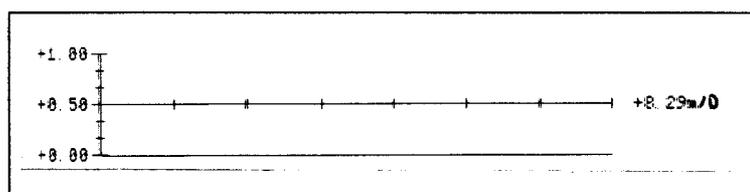


Figure VIII.10 : Evolution du compteur d'images sans bande blanche  $Cpt_i$

Le compteur  $Cpt_i$  , défini au chapitre VII, § VII.2.3.5, indique que, durant cet essai, il n'y a pas eu une seule image sans bande blanche.

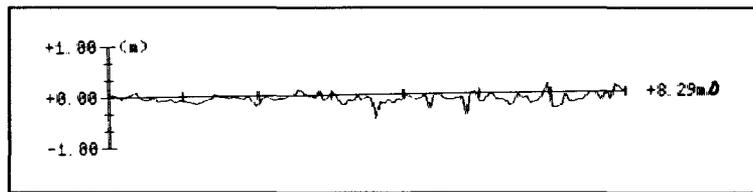


Figure VIII.11 : Evolution de  $\varepsilon_s$  correspondant à la différence de position entre la bande blanche suivie  $x_s$  et la consigne  $C_{init}$

On constate que le paramètre  $\varepsilon_s$ , défini au chapitre VII, § VII.2.1.1 et § VII.2.3, est quasiment nul, montrant ainsi que la position et le déplacement du robot mobile sur la chaussée sont satisfaisants. Ce paramètre est aussi utilisé pour déterminer les coefficients de pondération  $\lambda_s$  et  $\lambda_{pf}$  qui agissent sur la commande de braquage du robot mobile (voir chapitre VII, § VII.3.3.3).

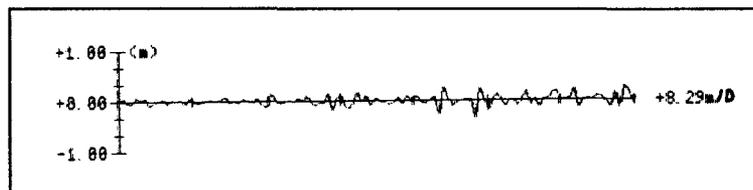


Figure VIII.12 : Evolution de  $\delta x_s$  correspondant à la variation entre la position latérale de la bande blanche suivie  $x_s$  dans l'image courante et celle dans l'image précédente

De même, la valeur du paramètre  $\delta x_s$ , défini au chapitre VII, § VII.2.2.1 et § VII.2.3, est proche de zéro, montrant ainsi que la position et le déplacement du robot mobile sur la chaussée sont corrects.

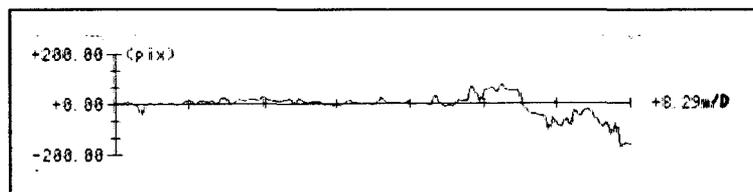


Figure VIII.13 : Evolution de  $(\varepsilon_{pf})_c$  correspondant à la différence de position entre le point de fuite courant et le point de fuite théorique

On constate que le paramètre  $(\varepsilon_{pf})_c$ , défini au chapitre VII, § VII.2.1.2, est quasiment nul dans la partie rectiligne de la chaussée (cf. figure VIII.4). Dans la partie courbe correspondant au virage, celui-ci n'est plus nul et cela va se répercuter par une action sur la commande de braquage du robot mobile de manière à le maintenir dans l'axe de la chaussée.

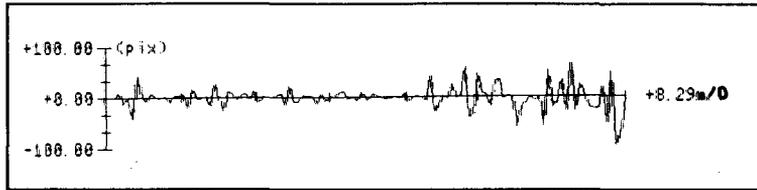


Figure VIII.14 : Evolution de  $(\delta x_{pf})_c$  correspondant à la variation de position entre le point de fuite courant et celui dans l'image précédente

De même, le paramètre  $(\delta x_{pf})_c$ , défini au chapitre VII, § VII.2.2.2, est différent de zéro que dans la partie courbe de la chaussée (cf. figure VIII.4). Comme nous l'avons dit dans le chapitre VI, § VI.3.2.3, on observe une forte instabilité de la position du point de fuite d'une image à l'autre.

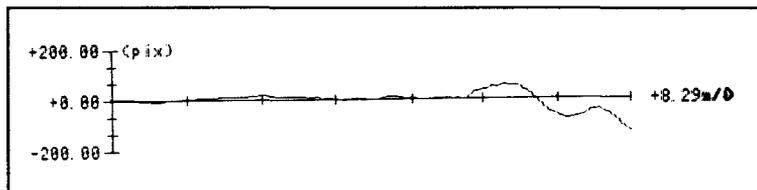


Figure VIII.15 : Evolution de  $\epsilon_{pf}$  correspondant à la différence de position entre le point de fuite moyen  $(x_{pf})_{moy}$  et le point de fuite théorique

Pour des raisons d'instabilité du point de fuite (voir chapitre VI, § VI.3.2.3), le paramètre  $\epsilon_{pf}$  est obtenu à partir des cinq images consécutives précédant l'image courante. On obtient ainsi une courbe plus lisse avec les mêmes constatations que celles énoncées lors de l'examen de figure VIII.13.

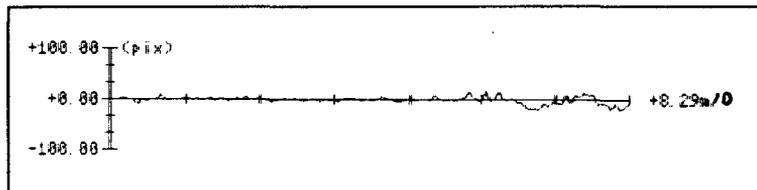


Figure VIII.16 : Evolution de  $\delta x_{pf}$  correspondant à la variation de position entre le point de fuite moyen  $(x_{pf})_{moy}$  dans l'image courante et celui dans l'image précédente

Pour les mêmes raisons d'instabilité du point de fuite (voir chapitre VI, § VI.3.2.3), le paramètre  $\epsilon_{pf}$  est obtenu à partir des cinq images consécutives précédant l'image courante. On obtient, là aussi, une courbe nettement plus lisse que celle de la figure VIII.14.

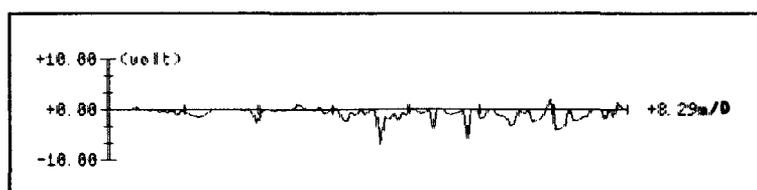


Figure VIII.17 : Evolution de la commande  $u_i$  déterminée à partir de  $\epsilon_s$

La commande  $u_1$  est définie au chapitre VII, § VII.3.3.1.

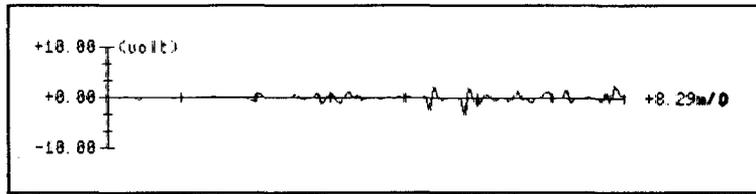


Figure VIII.18 : Evolution de la commande  $u_2$  déterminée à partir de  $\delta x_s$

La commande  $u_2$  est définie au chapitre VII, § VII.3.3.1.

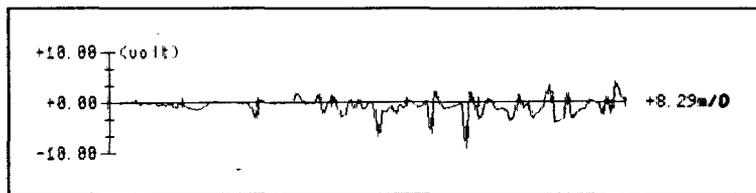


Figure VIII.19 : Evolution de la commande  $u_5$  liée à la bande blanche suivie

La commande  $u_5$  est obtenue en additionnant la commande  $u_1$  relative au paramètre  $\epsilon_s$  et la commande  $u_2$  relative au paramètre  $\delta x_s$  ( voir chapitre VII, § VII.3.3.1 ). On constate que cette commande oscille autour de la valeur nulle.

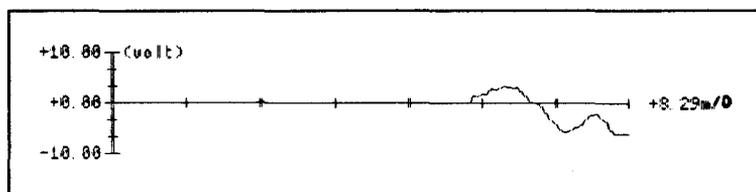


Figure VIII.20 : Evolution de la commande  $u_3$  déterminée à partir de  $\epsilon_{pf}$

La commande  $u_3$  est définie au chapitre VII, § VII.3.3.2.

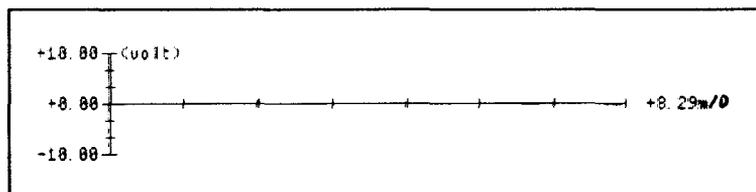


Figure VIII.21 : Evolution de la commande  $u_4$  déterminée à partir de  $\delta x_{pf}$

La commande  $u_4$  est définie au chapitre VII, § VII.3.3.2.

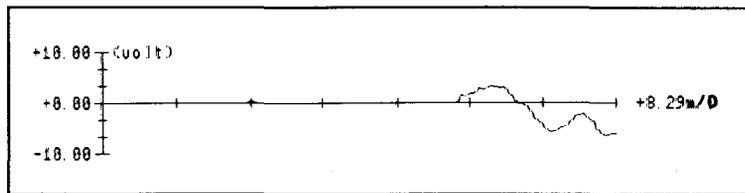


Figure VIII.22 : Evolution de la commande  $u_{pf}$  liée au point de fuite

La commande  $u_{pf}$  est obtenue en additionnant la commande  $u_3$  relative au paramètre  $\epsilon_{pf}$  et la commande  $u_4$  relative au paramètre  $\delta x_{pf}$  ( voir chapitre VII, § VII.3.3.2 ). On constate que cette commande est quasiment nulle dans la partie rectiligne de la chaussée ( cf. figure VIII.4 ). Dans la partie courbe du virage, celle-ci n'est plus nulle et cela va se répercuter par une action sur la commande de braquage du robot de manière à le maintenir dans l'axe de la chaussée.

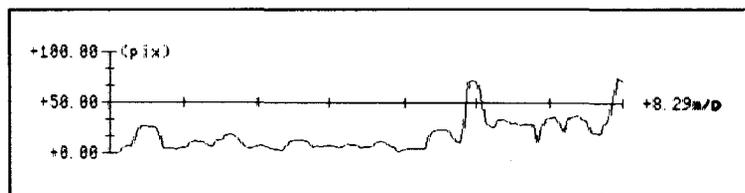


Figure VIII.23 : Evolution de l'écart type  $\sigma_{pf}$  lié au point de fuite

Le paramètre  $\sigma_{pf}$  traduit la stabilité du point de fuite de la chaussée dans l'image. On constate que l'écart type est pratiquement nul dans la partie rectiligne de la chaussée ( cf. figure VIII.4 ), ce qui caractérise un point de fuite stable. Par contre, dans la partie courbe correspondant au virage, l'écart type tend à croître, ce qui traduit une instabilité du point de fuite. Ce paramètre est utilisé pour déterminer les coefficients de pondération  $\lambda_s$  et  $\lambda_{pf}$  qui agissent sur la commande de braquage du robot mobile ( voir chapitre VII, § VII.3.3.3 ).

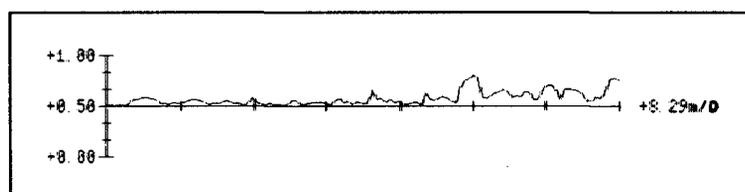


Figure VIII.24 : Evolution du coefficient de pondération  $\lambda_s$  lié à la bande blanche suivie

Lorsque le robot mobile est dans la partie rectiligne de la chaussée ( cf. figure VIII.4 ), le coefficient de pondération  $\lambda_s$ , défini au chapitre VII, § VII.3.3.3, est égal à 0,5, c'est-à-dire que les informations relatives à la bande blanche suivie par le robot mobile ont autant d'importance que celles relatives au point de fuite de la chaussée. Par contre, dans la partie courbe correspondant au virage, on constate que le coefficient  $\lambda_s$  est supérieur à 0,5, c'est-à-dire que les informations relatives à la bande blanche suivie par le robot ont plus d'importance que celles relatives au point de fuite de la chaussée. En effet, l'écart type  $\sigma_{pf}$  met en évidence une légère instabilité du point de fuite ( cf. figure VIII.23 ).

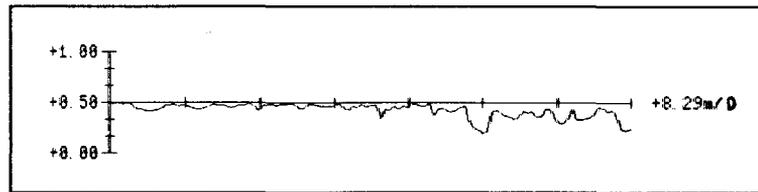


Figure VIII.25 : Evolution du coefficient de pondération  $\lambda_{pf}$  lié au point de fuite

Lorsque le robot mobile est dans la partie rectiligne de la chaussée ( cf. figure VIII.4 ), le coefficient de pondération  $\lambda_{pf}$ , défini au chapitre VII, § VII.3.3.3, est égal à 0,5, c'est-à-dire que les informations relatives au point de fuite de la chaussée ont autant d'importance que celles relatives à la bande blanche suivie par le robot mobile. Par contre, dans la partie courbe correspondant au virage, on constate que le coefficient  $\lambda_{pf}$  est inférieur à 0,5, c'est-à-dire que les informations relatives au point de fuite de la chaussée ont moins d'importance que celles relatives à la bande blanche suivie par le robot ( cf. figure VIII.23 ).

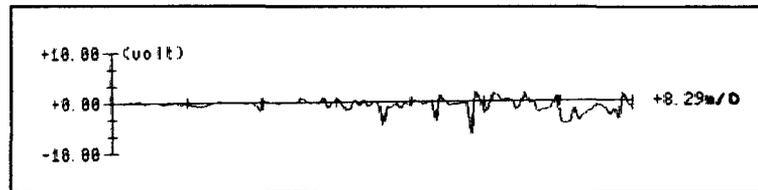


Figure VIII.26 : Evolution de la commande de braquage  $u$

On constate que la commande de braquage  $u$ , définie au chapitre VII, § VII.3.3.4, est pratiquement nulle dans la partie rectiligne de la chaussée ( cf. figure VIII.4 ). Dans la partie courbe correspondant au virage, celle-ci décroît légèrement, ce qui entraîne un braquage vers la gauche du robot mobile afin qu'il puisse se déplacer correctement dans la courbe du virage.

### VIII.3) AUTRES RESULTATS

#### VIII.3.1) Trajectoire du robot mobile dans un virage

De la même façon que dans le § VIII.2, nous avons réalisé un essai en plaçant cette fois le robot mobile dans la partie du virage où la bande blanche est discontinue afin de comparer uniquement la trajectoire idéale par rapport à celle du robot mobile sur la chaussée. La consigne de pilotage choisie par l'opérateur est de -0,4 mètre, c'est-à-dire que la bande blanche suivie par le robot mobile doit se trouver sur sa gauche, à une distance de 0,4 mètre par rapport à l'axe de la caméra embarquée.

Sur la figure VIII.27, le trajet du robot mobile est matérialisé par des points. On constate que cette trajectoire correspond relativement bien à la trajectoire idéale, malgré les discontinuités des bandes blanches et la courbure du virage.

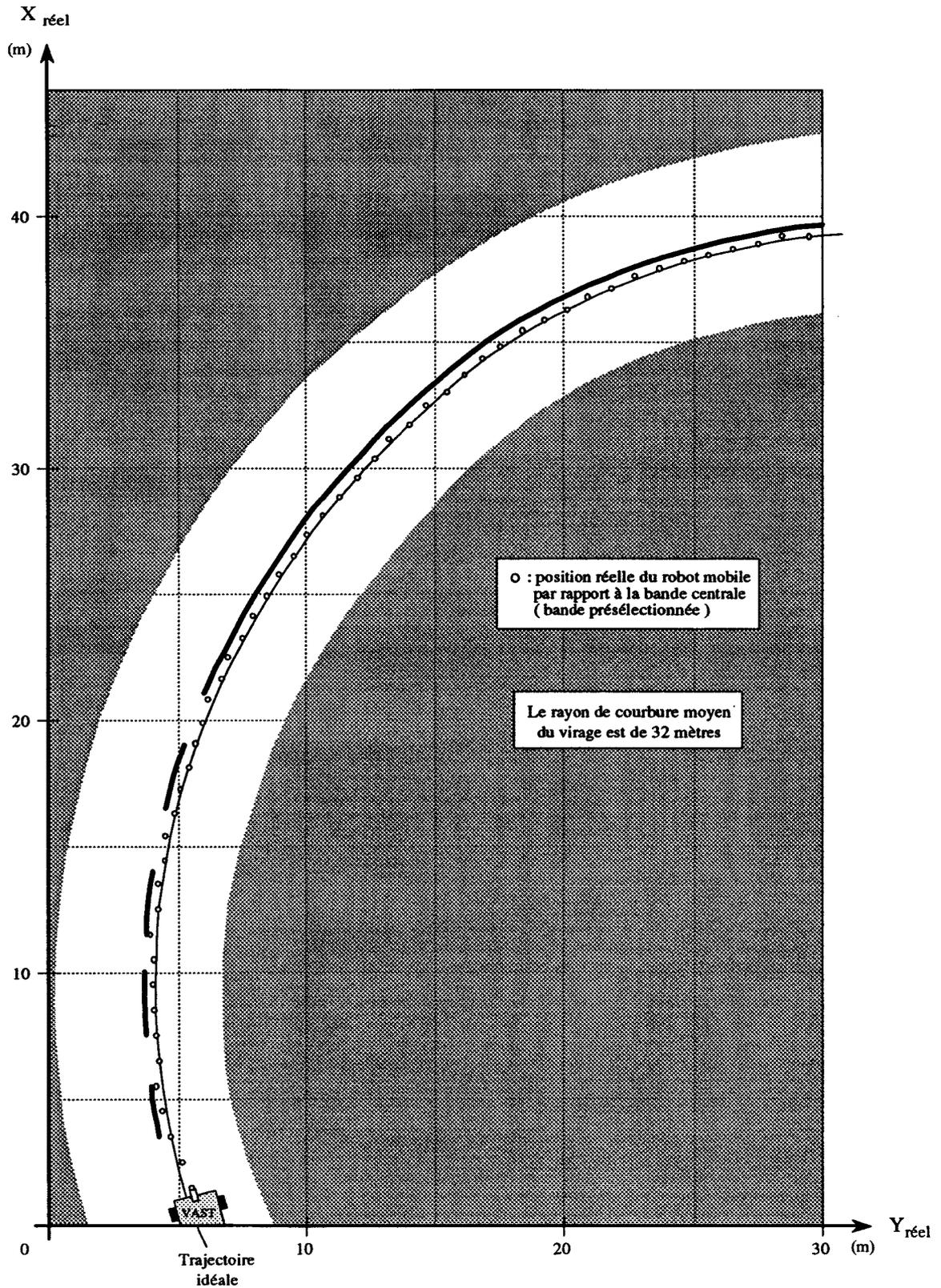


Figure VIII.27 : Trajet du robot mobile dans un virage

### VIII.3.2 ) Autres trajectoires du robot mobile

Dans l'essai présenté ci-après, nous avons, lors de la phase d'initialisation, volontairement choisi une consigne de pilotage  $C_{init}$  de façon à ce que la différence de position  $\epsilon_s$  entre la bande blanche suivie  $x_s$  et la consigne  $C_{init}$  soit importante. En d'autres termes, le robot mobile est volontairement mal positionné par rapport à la bande blanche à suivre sur la chaussée ( cf. figure VIII.28 ). L'opérateur a sélectionné la bande de rive droite à suivre et choisi une consigne  $C_{init}$  de 1 mètre, c'est-à-dire que la bande blanche suivie par le robot mobile doit se trouver sur sa droite, à une distance de 1 mètre par rapport à l'axe de la caméra embarquée.

La figure VIII.28 montre la mauvaise position initiale du robot mobile. On constate qu'il ne faut que quelques mètres pour qu'il se positionne correctement sur la chaussée de façon à respecter la consigne  $C_{init}$  pour suivre la trajectoire idéale.

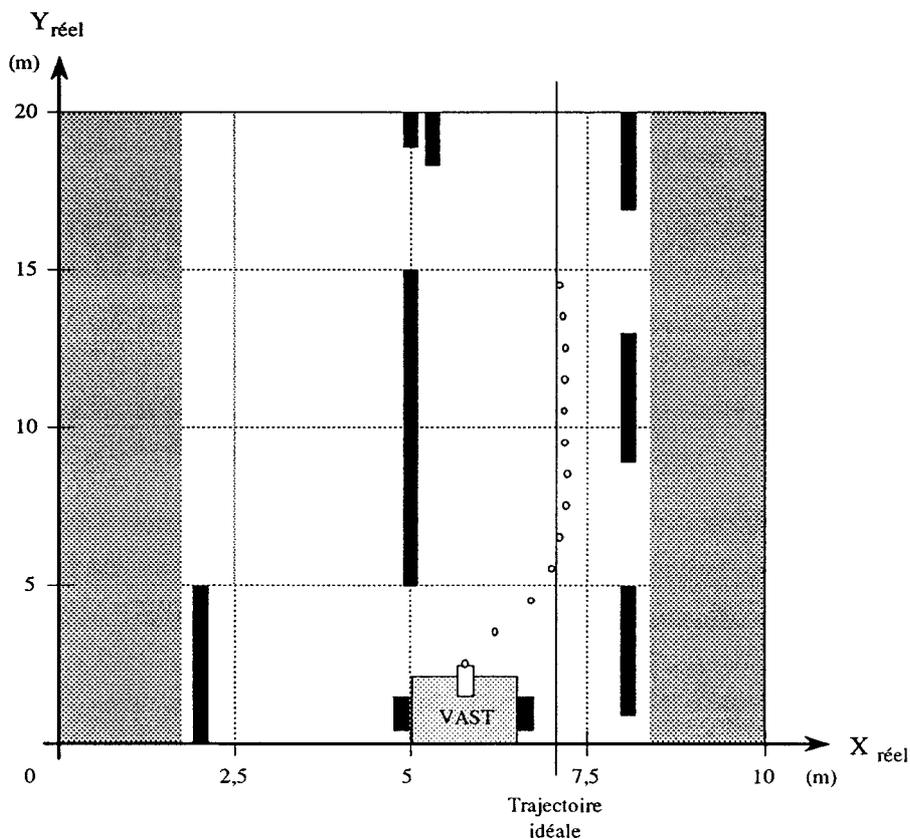


Figure VIII.28 : Cas où le robot mobile est mal positionné sur la chaussée

Dans les deux essais présentés ci-après, nous avons volontairement, lors de la phase d'initialisation, d'une part mal positionné le robot mobile par rapport à la bande blanche à suivre sur la chaussée et d'autre part orienté le robot mobile de manière à ce qu'il ne soit plus dans l'axe de la chaussée ( cf. figures VIII.29 et VIII.30 ).

La figure VIII.29 correspond au cas où le robot mobile est orienté vers la gauche par rapport à l'axe de la chaussée. On constate que cette disposition n'a pas gêné le robot mobile puisque au

bout de quelques mètres, celui-ci s'est correctement positionné sur la chaussée de façon à respecter la consigne  $C_{init}$  pour suivre la trajectoire idéale.

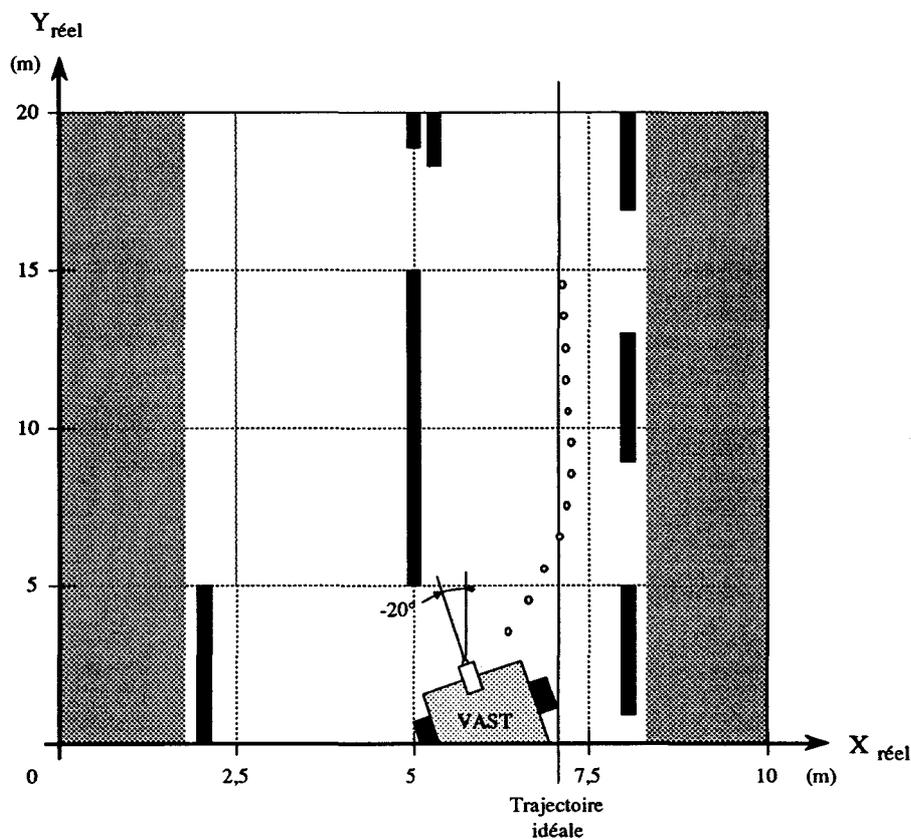


Figure VIII.29 : Cas où le robot mobile est orienté vers la gauche par rapport à l'axe de la chaussée

La figure VIII.30 correspond au cas où le robot mobile est orienté vers la droite par rapport à l'axe de la chaussée. On constate aussi qu'après un déplacement de quelques mètres, le robot mobile s'est correctement positionné sur la chaussée de façon à respecter la consigne  $C_{init}$  pour suivre la trajectoire idéale.

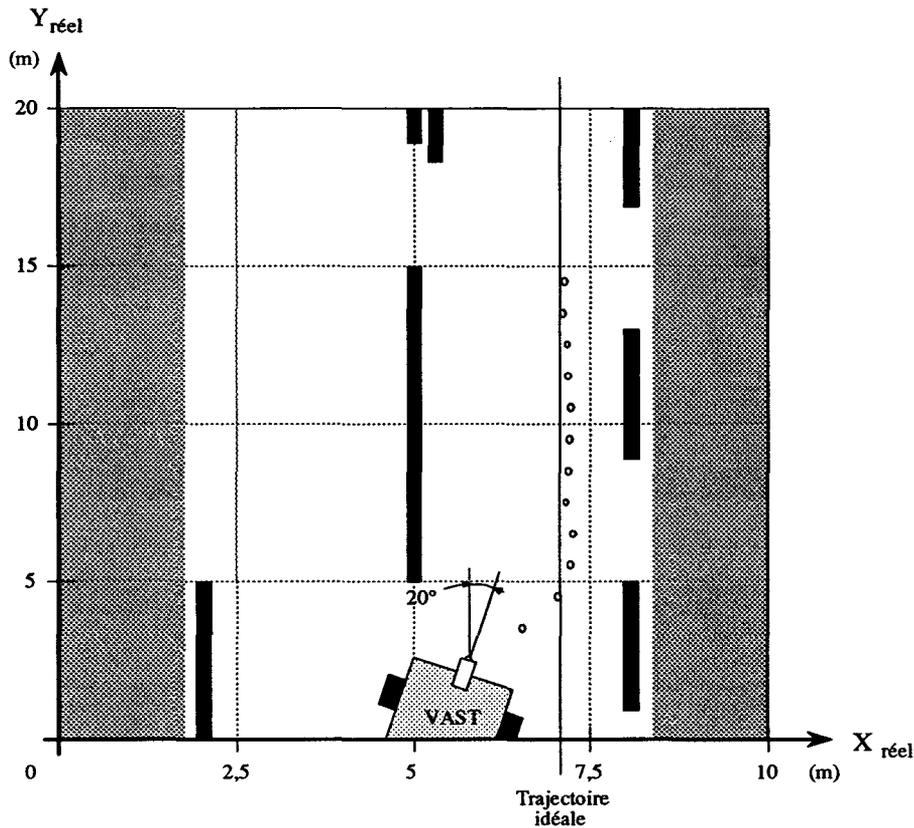


Figure VIII.30 : Cas où le robot mobile est orienté vers la droite par rapport à l'axe de la chaussée

Ces trois essais montrent en fait qu'il n'est pas impératif, pendant la phase d'initialisation, de positionner et d'orienter correctement le robot mobile sur la chaussée pour suivre une bande blanche donnée.

#### VIII.4) CONCLUSION

D'autres essais ont aussi été réalisés pour étudier le déplacement du robot mobile sur la chaussée lorsque l'éclairage de la scène varie, notamment à différentes périodes de la journée et en présence de zones d'ombre et d'ensoleillement sur la chaussée. On a constaté que ces phénomènes n'ont pas perturbé outre mesure la détection des bandes blanches et le pilotage du robot mobile sur la chaussée.

D'une manière générale, la robustesse des algorithmes de détection et de pilotage permettent d'obtenir des performances tout à fait satisfaisantes et intéressantes. Tous ces résultats ont permis de concrétiser la finalité du projet, à savoir, d'utiliser une caméra embarquée sur le robot mobile VAST pour qu'il puisse détecter la signalisation horizontale et se déplacer de manière autonome sur la chaussée.

La relative complexité de ces algorithmes ne permet pas, avec le matériel dont nous disposons, un traitement en temps réel, c'est-à-dire à la cadence vidéo de la caméra. Néanmoins, en ayant utilisé comme micro-ordinateur, un compatible PC 386 / 25 Mhz portable, sans coprocesseur mathématique, sans mémoire cash et équipé d'une carte de traitement d'images bas de gamme de type PIP 1024, on obtient actuellement un temps de calcul de l'ordre de la seconde pour analyser une image.

## *Conclusions - Perspectives*

A travers ce mémoire, nous avons présenté différentes solutions relatives aux problèmes de la conduite automatique d'un véhicule. Le programme de travail a consisté à équiper un robot mobile d'une caméra vidéo monochrome pour qu'il puisse analyser l'environnement dans lequel il doit se déplacer d'une manière autonome.

Ce robot mobile, entièrement automatisé et baptisé VAST, est un *Véhicule Automatisé de Signalisation de Travaux*. Il est destiné aux chantiers mobiles de peinture sur le réseau routier et doit se déplacer en détectant la signalisation horizontale peinte sur la chaussée. Sa fonction est de suivre un chantier mobile de peinture pour le protéger à distance en prévenant les automobilistes. Mais il permet aussi, d'éliminer la présence du personnel de l'Équipement à l'arrière du chantier mobile et ainsi de ne plus l'exposer aux risques de collisions.

Cette étude a nécessité de résoudre notamment les problèmes de la perception de l'environnement par le système de vision, de sa modélisation, de son interprétation en fonction du modèle établi et de la génération des ordres à envoyer aux actionneurs afin de piloter correctement le robot mobile sur la chaussée.

Après avoir explicité le projet VAST, en rappelant son origine, son fonctionnement et le thème de ce mémoire, un panorama de la robotique mobile utilisant la vision, a été présenté en insistant, en particulier, sur les projets récents qui traitent de la détection de trajets matérialisés par des bandes blanches.

*La perception de l'environnement*, nous a conduits à modéliser le système de vision depuis la prise de vue jusqu'à la numérisation de l'image. Ces premiers résultats ont permis de simuler le système de vision afin de déterminer l'emplacement le plus adéquat de la caméra sur le robot mobile et de nous orienter dans le choix des méthodes à mettre en oeuvre pour détecter et modéliser les bandes blanches dans une image.

L'objectif d'un traitement en temps réel nous a orientés vers une solution qui consiste à analyser partiellement l'image. L'idée de base a été de développer une méthode pour détecter la présence de bandes blanches sur une ligne horizontale de l'image vidéo. La principale difficulté a résidé dans le fait que le robot mobile se déplace dans un environnement réel non contrôlé.

Ainsi, trois méthodes successives ont été développées pour réussir à s'affranchir des variations globales de l'intensité lumineuse, telles qu'on peut les rencontrer dans le cas de passages nuageux qui modifient l'éclairement général de la scène, et à diminuer les perturbations occasionnées par des variations locales de l'intensité lumineuse, par exemple dans le cas de zones d'ombre et d'ensoleillement qui modifient localement l'éclairement de la scène. Les deux premières méthodes basées sur le concept de corrélation et appelées respectivement *la détection par corrélation classique* et *la détection par différence de deux corrélations* n'ont pas permis de s'affranchir suffisamment des variations parasites de l'intensité lumineuse. La dernière méthode, basée sur le concept de reconnaissance de forme et appelée *la détection par les pics et les vallées*, a permis par analyse des variations des niveaux de gris, de détecter toutes les bandes blanches présentes sur une ligne vidéo, indépendamment des variations parasites de l'intensité lumineuse.

*La modélisation de l'environnement* a consisté à développer une méthode qui puisse, à partir des informations fournies par la méthode des pics et des vallées, modéliser la signalisation horizontale qui définit le tracé de la chaussée, pour permettre ensuite de localiser le robot mobile. La contrainte temps réel nous a également orientés vers l'analyse partielle de l'image. Ainsi, cette modélisation est décomposée en deux étapes :

La première étape permet de modéliser localement les bandes blanches dans l'image en définissant une zone d'analyse composée de plusieurs lignes vidéo qui ont été préalablement analysées par la méthode des pics et des vallées. Le problème de la détermination et du regroupement des détections qui appartiennent à une même bande blanche est résolu par la méthode appelée *modélisation intra-zone*. Elle permet d'obtenir des regroupements qui sont ensuite modélisés par des segments de droite définis par leur position et leur orientation dans l'image. Cette modélisation intra-zone est ensuite effectuée dans plusieurs zones d'analyse de manière à couvrir une fraction suffisante de l'image.

La deuxième étape consiste à modéliser les bandes blanches dans leur intégrité. Le problème est également de déterminer et de regrouper, parmi les modèles intra-zones précédemment obtenus, ceux qui appartiennent à une même bande blanche. La méthode, appelée *modélisation inter-zone*, permet, après avoir transposé dans le repère réel les différents modèles intra-zones, d'obtenir des regroupements qui sont modélisés soit sous forme de droites, soit sous forme de cercles.

L'originalité de cette modélisation de la signalisation horizontale est qu'elle n'utilise pas de modèle de la chaussée. En effet, les chantiers mobiles de peinture ne sont pas destinés à un type de route donné. Ainsi, le robot mobile doit pouvoir évoluer sur n'importe quels types de routes ( voir à l'**annexe B** ). En d'autres termes, la modélisation de la chaussée sur laquelle le robot mobile se déplace est obtenue sans connaître a priori ses caractéristiques géométriques ou topographiques.

**L'interprétation de l'environnement** nous a amenés à définir la notion de localisation du robot mobile sur la chaussée qui consiste à déterminer sa position et son orientation à partir des paramètres de guidage et des informations inter-zones utilisées pour modéliser la chaussée. Cette localisation permet ensuite au robot mobile d'interpréter les différentes bandes blanches détectées sur la chaussée avec la particularité de s'adapter aux différentes modifications de marquages qui peuvent survenir lors de la conduite automatique. Le robot mobile est ainsi capable de surveiller sa progression sur la chaussée et d'informer l'opérateur du déroulement des opérations par des messages, des signaux sonores et des actions appropriées.

**La génération des ordres** consiste à déterminer les ordres de pilotage nécessaires pour commander correctement les déplacements du robot mobile sur la chaussée. Ainsi, à partir des consignes de pilotage et des informations fournies par le système de vision, une méthode originale basée sur la notion de *concept flou* a été développée pour déterminer les ordres de conduite à envoyer aux actionneurs afin de piloter le robot mobile. Cette méthode a permis d'une part, de s'affranchir de la modélisation formelle et explicite des différents éléments intervenant dans cette commande et d'autre part, d'obtenir un pilotage du robot mobile qui se rapproche de celui effectué par un opérateur humain. Il est même possible de réaliser différents "styles" de conduite du robot mobile sur la chaussée, par exemple, d'obtenir une conduite agressive, prudente ou douce de celui-ci !

Enfin, pour concrétiser et valider les choix et les solutions qui ont été retenus, des essais en site réel ont été réalisés, permettant ainsi d'observer le comportement du robot mobile sur une chaussée dans des conditions réelles. D'une manière générale, les résultats et les performances obtenus sont tout à fait satisfaisants. Cependant, nous avons privilégié une certaine robustesse des algorithmes de détection et de pilotage au détriment d'un temps de calcul relativement important qui, par conséquent, ne permet pas d'obtenir un traitement en temps réel, puisqu'il faut environ une seconde pour analyser une image. A noter que 80% du temps de calcul est engendré par l'utilisation de la méthode des pics et des vallées pour détecter les bandes blanches présentes dans les différentes lignes vidéo. Néanmoins, compte tenu de la faible vitesse de déplacement du robot mobile, de l'ordre de quelques kilomètres par heure, les essais ont montré qu'il est quand même capable, dans ces conditions de traitement, de se déplacer d'une manière autonome sur la chaussée.

Ces résultats encourageants permettent d'envisager des améliorations quant à la vitesse de traitement des images. En effet, la première serait de développer une nouvelle méthode d'analyse des lignes vidéo plus rapide qui permettrait de diminuer sensiblement le temps de calcul pour une image. La seconde serait d'envisager une architecture dédiée en utilisant un processeur de calcul pour chaque zone d'analyse, ce qui permettrait d'envisager un traitement en temps réel et ainsi d'accroître l'autonomie et les performances du robot mobile.

Pour terminer, les travaux présentés dans ce mémoire, offrent des perspectives nouvelles et intéressantes dans certains domaines, notamment pour la conduite de convoyeurs automatisés dans un environnement industriel dont le chemin est matérialisé par une bande blanche sur le sol ou pour les constructeurs automobiles qui s'intéressent, depuis peu, au guidage de véhicules sur route à partir de la signalisation horizontale, dans le but d'assister et de surveiller le comportement des conducteurs.

## *Bibliographie*

- [AYA\_89] : N. Ayache  
"Vision stéréoscopique et perception multisensorielle, applications à la robotique mobile". InterEditions, Collection Informatique, Paris, 1989.
- [BAL\_81] : D.H. Ballard  
"Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes". Pattern Recognition, vol. 13, n° 2, p. 111-122, 1981.
- [BOU\_88] : F. Boutry  
"Analyse de scènes dynamiques par représentation espace-temps des éléments mobiles. Application à la conduite automatique de véhicules guidés". Thèse de l'Université des Sciences et Techniques de Lille Flandres Artois, Juin 1988.
- [BRU\_90] : J.-L. Bruelle, C. Lailler et J.-G. Postaire  
"Détection d'obstacle par vision stéréoscopique linéaire". Centre d'automatique de Lille, Université des Sciences et Techniques de Lille, rapport annuel EUREKA / PROMETHEUS, 1990.
- [BRZ\_89] : D. Brzakovic and L. Hong  
"Road edge detection for mobile robot navigation". IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 2, p. 1143-1147, May 1989.
- [CAN\_86] : J.D. Canny  
"A Computational approach to edge detection". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n° 6, p. 679-698, November 1986.
- [CAS\_90] : S. Castan, J. Zhao and J. Shen  
"Optimal filter for edge detection methods and results". Proceedings of First European Conference on Computer Vision, p. 13-17, April 1990.
- [CHA\_91] : R. Chapuis  
"Suivi de primitives image, application à la conduite automatique sur route". Thèse de l'Université de Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II, Janvier 1991.
- [CHA\_90] : R. Chapuis, J. Gallice et G. Vassal  
"Conduite assistée, guidage de véhicule sur les bandes blanches de la route". Science et Industrie, pour la science, n° 158, p. 25-26, Décembre 1990.

- 
- [CRI\_91] : J.D. Crisman and J. Webb  
"The Warp Machine on Navlab". IEEE Transactions Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, n° 5, p. 451-465, May 1991.
- [CRI\_88] : J.D. Crisman and C.E. Thorpe  
"Color vision for road following". The International Society for Optical Engineering. Mobile Robots III, vol. 1007, p. 175-184, November 1988.
- [COS\_84] : V. Costes-Albrespic  
"Aide à l'interprétation des données par estimation de partitions floues. Application à la surveillance de processus complexes". Thèse de l'Université Paul Sabatier de Toulouse, Décembre 1984.
- [DAV\_89] : L.S. Davis  
"Visual navigation at the University of Maryland". Proceedings of an International Conference. Intelligent Autonomous System 2, vol. 1, p. 1-19, 1990.
- [DEM\_90] : D. DeMenthon and L.S. Davis  
"Reconstruction of a road by local image matches and global 3D optimization". IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 2, p. 1337-1342, May 1990.
- [DEM\_87] : D. DeMenthon  
"A zero-bank algorithm for inverse perspective of a road from a single image". IEEE International Conference on Robotics and Automation, p. 1444-1449, April 1987.
- [DEP\_89] : J.-P. Deparis  
"Présentation du robot V.A.S.T.". Revue T.E.C. (Transport Environnement Circulation ), n° 93, p. 4-8, 1989.
- [DEP\_85] : J.-P. Deparis  
"Véhicule automatique de protection de chantier mobile". Rapport INRETS-CRESTA, étude générale, n° 162, Juin 1985.
- [DER\_87] : R. Deriche  
"Using Canny's Criteria to derive a recursive implemented optimal edge detector". The International Journal of Computer Vision, vol. 1, n° 2, p. 167-187, November 1986.
- [DIC\_90] : E.D. Dickmanns, B. Mysliwetz and T. Christians  
"An integrated spatio-temporal approach to automatic visual guidance of autonomous vehicle". IEEE Transactions on Systems, Man and cybernetics, vol. 20, n° 6, p. 1273-1284, Nov.-Dec. 1990.

- 
- [DIC\_89] : E.D. Dickmanns  
"Subject-object discrimination in 4D dynamic scene interpretation for machine vision". IEEE Proceedings Workshop on Visual Motion, p.298-304, March 1989.
- [DIC\_88a] : E.D. Dickmanns and V. Graefe  
"Applications of dynamique monocular machine vision". Machine Vision and Application, International Journal, n° 1, p. 241-261, 1988.
- [DIC\_88b] : E.D. Dickmanns  
"Dynamic computer vision for mobile robot control". Proceedings of the International Symposium and Exposition on Robots, p.314-327, November 1988.
- [DIC\_88] : S. Dickinson and L. Davis  
"An expert vision system for autonomous land vehicle road following". Computer Vision and Pattern Recognition Conference, p. 826-831, 1988.
- [DRA\_88] : K.C. Drake, E.S. McVey and R.M. Inigo  
"Sensor roll angle error for a mobile robot using a navigation line". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, n° 5, p. 727-731, September 1988.
- [DUD\_87] : R.O. Duda and P.E. Hart  
"Pattern Classification and Scene Analysis". Stanford Research Institute, Menlo Park, California, 1987.
- [DUP\_87] : C. Dupuy  
"Guidage cartésien d'un chariot d'atelier". Thèse de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'espace, Septembre 1987.
- [ELA\_92] : M. Elarbi-Boudihir  
"Guidage de robot mobile par vision assistée par ordinateur". Thèse de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, Octobre 1992.
- [ELA\_91] : M. Elarbi-Boudihir, M. Dufaut and R. Husson  
"Map database construction and scene prediction for visual navigation". The European Robotics and Intelligent Systems Conference, p. 357-365, June 1990.
- [ELA\_90] : M. Elarbi-Boudihir, M. Dufaut et R. Husson  
"Guidage de robot mobile par détection de bord de route. Etude de la phase initiale de navigation". Revue d'Automatique et de Productique Appliquées, vol. 3, n° 2, p. 67-81, 1990.
- [ELL\_83] : J.-P Elloy et J.-M. Piasco  
"Problèmes d'automatique". Collection Dunod Université, série Electronique, Electrotechnique et Automatique, 1983.

- 
- [FAN\_88] : H. Fanton  
"Cartographie rapide de l'environnement local d'un robot mobile autonome".  
Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, Novembre 1988.
- [FRO\_89] : H. Frohn and W.V. Seelen  
"VISOCAR : an autonomous industrial transport vehicle guided by visual  
navigation". IEEE International Conference on Robotics and Automation,  
vol. 2, p. 1155-1159, May 1989.
- [HID\_89] : M. Hideo, N. Masayuki, C. Hsiaojing, N. Shinichi and Y. Tohoru  
"A mobile robot strategy stereotyped motion by sign pattern". Department of  
Computer Science, 1989.
- [HON\_87] : L. Hong, D. Brzakovic and A. Liakopoulos  
"Boundary detection in digital images based on spline functions and estimation  
theory". IEEE Conference on Decision and Control, 1987.
- [HOU\_62] : P.V.C. Hough  
"Method and means for recognizing complex patterns". United States Patent,  
December 1962.
- [ISH\_88] : S. Ishikawa, H. Kuwamoto and S. Ozawa  
"Visual navigation of an autonomous vehicle using white line recognition".  
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, n° 5,  
p. 743-749, September 1988.
- [ISH\_86] : S. Ishikawa and S. Ozawa  
"A method of image guided vehicle using white line recognition". IEEE  
Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,  
p. 47-53, June 1986.
- [KAU\_77] : A. Kaufmann  
"Introduction à la théorie des ensembles flous". Editions Masson, Tome 1,  
Tome 2, Tome 3, Tome 4, 1977, 1978.
- [KHO\_88] : A. Khoumsi  
"Pilotage, asservissement sensoriel et localisation d'un robot mobile autonome".  
Thèse de l'Université Paul Sabatier de Toulouse, Juin 1989.
- [KLU\_89] : K. Kluge and C.E. Thorpe  
"Explicite models for robot road following". IEEE International Conference on  
Robotics and Automation, vol. 2, p. 1148-1154, May 1989.
- [KOE\_89] : A. Koenig  
"TRAM : une architecture blackboard dédiée à la robotique autonome mobile".  
Thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, Juin 1989.

- 
- [KUA\_87a] : D. Kuan, G. Phipps and A.-C. Hsueh  
"A real-time road following vision system for autonomous vehicle". In Proceedings of the SPIE, The International Society for Optical Engineering, vol. 727, p. 152-160, 1987.
- [KUA\_87b] : D. Kuan and U.K. Sharma  
"Model based geometric reasoning autonomous road following". IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 1, p. 416-423, April 1987.
- [KUA\_88] : D. Kuan, G. Phipps and A.-C. Hsueh  
"Autonomous robotic vehicle road following". IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, n° 5, p. 648-658, September 1988.
- [LAI\_93] : C. Lailler, J.-P. Deparis et J.-G. Postaire  
"Adaptive white line detection and modelisation for autonomous visual navigation of a road following vehicle". International Conference on Intelligent Autonomous Systems : IAS-3, p. 116-124, February 1993.
- [LAI\_92] : C. Lailler, J.-P. Deparis et J.-G. Postaire  
"Road reconstruction by image analysis for an autonomous vehicle for protection of mobile working sites". Intelligent Vehicles 92, General Motors Research Laboratories, June 1992.
- [LAI\_91] : C. Lailler, J.-P. Deparis et J.-G. Postaire  
"Etude du guidage d'un véhicule automatisé par un système de vision artificielle". Rapport de contrat INRETS-CRESTA et Région Nord / Pas-de-Calais, 140 pages, Décembre 1991.
- [LEV\_89] : E. Levrat  
"Applications de la théorie des ensembles flous à l'amélioration et à la segmentation d'images monochromes". Thèse de l'Université de Nancy, Juillet 1989.
- [MOI\_88] : J. Le Moigne  
"Domain-dependent reasoning for visual navigation of roadways". IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 4, n° 4, p. 419-427, August 1988.
- [MOR\_90] : D.G. Morgenthaler, S. Hennessy and D. DeMenthon  
"Range-video fusion and comparison of inverse perspective algorithms in static images". IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics, vol. 20, n° 6, p. 1301-1312, Nov.-Dec. 1990.
- [NOR\_89] : F.R. Noreils and R.G. Chatila  
"Control of mobile robot actions". IEEE International Conference on Robotics and Automation, p. 701-707, May 1989.

- 
- [ONO\_89] : H. Ono, T. Ohnishi and Y. Terada  
"Combustion control of refuse incineration plant by fuzzy logic". Fuzzy Sets and systems, vol. 32, n° 2, p. 193-206, September 1989.
- [OZA\_90] : T. Ozaki, M. Ohzora and K. Kurahashi  
"An image processing système for autonomous vehicle". Proceedings of the SPIE, The International Society for Optical Engineering, vol. 1195, p. 256-266, 1990.
- [OZA\_86] : S. Ozawa and A. Rosenfeld  
"Synthesis of a road image as seen from a vehicle". Center for Automation Research, University of Maryland, Pattern Recognition, vol. 19, n° 2, p. 123-145, 1986.
- [PIN\_89] : F. Pinson  
"Ajustement de primitives d'objets de forme libre sur un ensemble de données réelles". Thèse de l'Université de Technologie de Compiègne, Juin 1989.
- [POS\_87] : J.-G Postaire  
"De l'image à la décision, analyse des images numériques et théorie de la décision". Dunod informatique, 1987.
- [POV\_75] : L. Povy  
"Identification des processus". Dunod, 1975.
- [PRE\_70] : J.M.S. Prewitt  
"Object enhancement and extraction". Academic Press, New-York, 1970.
- [ROB\_65] : L.G. Roberts  
"Machine perception of three dimensional solids". In MIT Press, editor, Optical and Electro-optical Information Processing, p. 159-197, 1965.
- [SAI\_88] : P. Saint-Marc  
"Outils fondamentaux pour l'analyse d'images en robotique". Thèse de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II, Juin 1988.
- [SAI\_86] : A.R. Saint Vincent  
"A 3-D perception system for the mobile robot Hilare". IEEE Proceedings International Conference on Robotics and Automation, vol. 12, p. 1105-1111, April 1986.
- [SCH\_90] : T.J. Schwartz  
"Fuzzy systems in the real world". A.I. Expert, August 1990.
- [SHA\_89] : U.K. Sharma and D. Kuan  
"Real-time model based geometric reasoning for vision-guided navigation". Machine Vision and Applications, vol. 2, n° 1, p. 31-44, December 1989.

- 
- [SHA\_88] : U.K. Sharma and L.S. Davis  
"Road boundary detection in range imagery for an autonomous robot". IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 4, n° 5, p. 515-523, October 1988.
- [THO\_88] : C. Thorpe, M.H. Hebert, T. Kanade and S.A. Shafer  
"Vision and navigation for the Carnegie-Mellon Navlab". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, n° 3, p. 362-372, May 1988.
- [TUR\_88] : M.A. Turk, D.G. Morgenthaler, K.D. Gremban and M. Marra  
"VITS-a vision system for autonomous land vehicle". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, n° 3, p. 342-361, May 1988.
- [TUR\_87] : M.A. Turk, D.G. Morgenthaler, K.D. Gremban and M. Marra  
"Video road-following for the autonomous land vehicle". IEEE Journal on Robotics and Automation, vol. 1, p. 273-280, April 1987.
- [VUL\_83] : J.-L. Vuldy  
"Graphisme 3D". Edition Eyrolles, 1983.
- [WAX\_87] : A.M. Waxman, J.J. Le Moigne, L.S. Davis, B. Srinivasan, T.R. Kushner, E. Liang, and T. Siddalingaiah  
"A visual navigation system for autonomous land vehicles". IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 3, n° 2, p. 124-142, April 1987.
- [ZAD\_65] : L.A. Zadeh  
"Fuzzy sets". Information and Control, vol. 8, p. 338-353, 1965.
- [ZHA\_89] : L. Zhang  
"Localisation et guidage par caméra d'un chariot suivant un trajet marqué".  
Thèse de l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, Octobre 1989.

# ***Annexe A***

*Caractéristiques et paramètres de la chaîne vision*

## A.1) INTRODUCTION

L'approche retenue pour modéliser la chaîne de vision est la modélisation géométrique [VUL\_83], [DUD\_87]. Elle consiste à utiliser les informations techniques données par les constructeurs pour déterminer le modèle géométrique. Cette approche est particulièrement bien adaptée pour réaliser la simulation des systèmes de vision.

## A.2) CARACTERISTIQUES DE LA CAMERA

- Type de caméra : I2S
- Référence caméra : iVC 562 BC
- Nb. d'éléments photosensibles : 582 lignes  $\times$  500 colonnes
- Zone photosensible : 6,6 mm  $\times$  8,8 mm
- Dimension d'un élément : 17  $\mu\text{m}$   $\times$  11  $\mu\text{m}$

## A.3) LOCALISATION D'UN POINT SUR LE PLAN DE PROJECTION

D'après les conventions de repère choisies et les caractéristiques de la caméra, le plan de projection se compose horizontalement de 500 lignes, verticalement de 582 colonnes et l'origine est au centre de la matrice, comme le montre la figure A.1 ci-dessous.

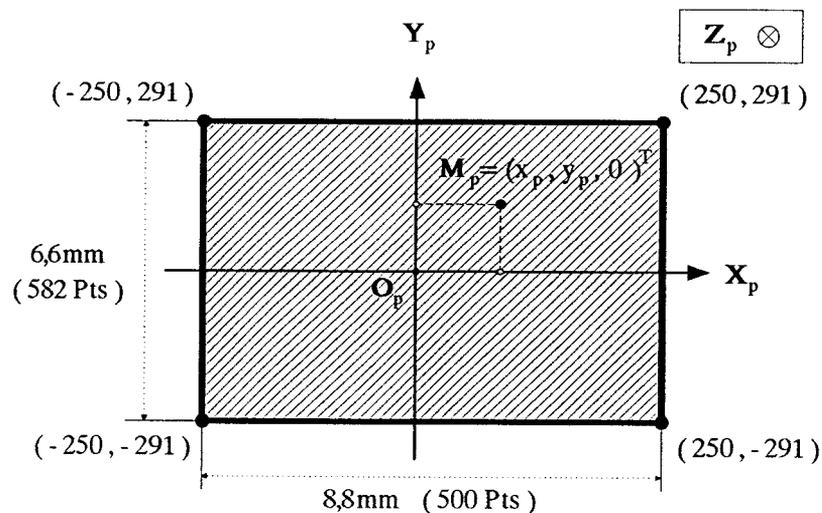


Figure A.1 : Repère de projection de l'image sur le capteur de la caméra

## A.4) LOCALISATION D'UN POINT SUR LE PLAN IMAGE

Le fonctionnement de la caméra est piloté par une carte électronique qui ne permet pas d'avoir physiquement accès au capteur. Par contre, cette carte utilise une zone mémoire du

micro-ordinateur, appelée mémoire image, utilisée pour sauvegarder et visualiser sur un moniteur l'image vue par la caméra. Celle-ci est accessible par l'utilisateur.

Ce passage du plan de projection à la mémoire image s'effectue par une technique d'échantillonnage particulière. Une ligne de 500 points du capteur est rééchantillonnée à une fréquence supérieure, propre au micro-ordinateur, ce qui donne une nouvelle ligne de 512 points. De même, il ne reste que 512 lignes des 582 lignes du capteur, les 70 dernières lignes ont été ignorées afin de normaliser l'image pour la stocker en mémoire. De plus, l'origine de cette nouvelle image est située dans le coin en haut, à gauche de l'image. On définit ainsi le repère image :  $R_i = (O_i, (\bar{X}_i, \bar{Y}_i))$ , de la figure A.2 .

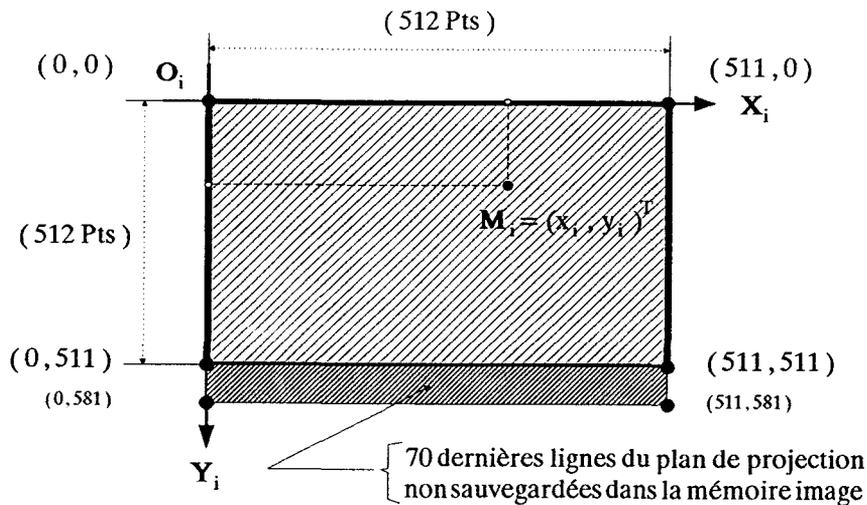


Figure A.2 : Convention du repère image ( la mémoire image )

## A.5 ) PARAMETRES DE LA CHAINE DE VISION

### A.5.1 ) Récapitulatif des différentes matrices

Le passage du repère réel au repère image s'effectue par la relation suivante :

$$\tilde{M}_i = \tilde{H}_r \cdot \tilde{M}_r$$

Pour obtenir les coordonnées de  $M_i = (x_i, y_i)^T$ , il suffit de reprendre le principe vu au § II.3.3, c'est-à-dire de diviser les deux premières coordonnées homogènes de  $\tilde{M}_i$  par la troisième.

Avec :

$\tilde{\mathbf{M}}_i = (x_i, y_i, 1)^T$	: coordonnées homogènes du point M dans le repère image.
$\tilde{\mathbf{M}}_r = (x_r, y_r, z_r, 1)^T$	: coordonnées homogènes du point M dans le repère de réel.
$\tilde{\mathbf{H}}_{ri} = \tilde{\mathbf{C}}_{pi} \cdot \tilde{\mathbf{T}}_{i/p} \cdot \tilde{\mathbf{C}}_{rp} \cdot \tilde{\mathbf{P}}_{rp} \cdot \tilde{\mathbf{Rot}}_{/z} \cdot \tilde{\mathbf{Rot}}_{/y} \cdot \tilde{\mathbf{Rot}}_{/x} \cdot \tilde{\mathbf{T}}_{p/r}$	: matrice homogène de passage du repère réel vers le repère image.

et :

$\tilde{\mathbf{C}}_{pi} = \begin{bmatrix} \xi_x & 0 & 0 \\ 0 & \xi_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de conversion, du repère de projection vers le repère image.
$\tilde{\mathbf{T}}_{i/p} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -d_x \\ 0 & 1 & 0 & -d_y \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de translation du repère image par rapport au repère de projection.
$\tilde{\mathbf{C}}_{rp} = \begin{bmatrix} \mu_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mu_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de conversion d'unité, du repère réel vers le repère de projection.
$\tilde{\mathbf{P}}_{rp} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & f \end{bmatrix}$	: matrice perspective du repère réel vers le repère de projection.
$\tilde{\mathbf{Rot}}_{/z} = \begin{bmatrix} \text{Cos}(\gamma) & \text{Sin}(\gamma) & 0 & 0 \\ -\text{Sin}(\gamma) & \text{Cos}(\gamma) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de rotation autour de l'axe $\bar{\mathbf{Z}}_r$ .
$\tilde{\mathbf{Rot}}_{/y} = \begin{bmatrix} \text{Cos}(\beta) & 0 & -\text{Sin}(\beta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \text{Sin}(\beta) & 0 & \text{Cos}(\beta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de rotation autour de l'axe $\bar{\mathbf{Y}}_r$ .

$\tilde{\mathbf{Rot}}_{/x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ 0 & -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de rotation autour de l'axe $\tilde{\mathbf{X}}_r$ .
$\tilde{\mathbf{T}}_{p/r} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -x_0 \\ 0 & 1 & 0 & -y_0 \\ 0 & 0 & 1 & -z_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	: matrice de translation du repère de projection par rapport au repère réel.

Les paramètres qui interviennent dans la chaîne de vision sont de deux types :

- les paramètres "extrinsèques" qui lient le repère réel  $\mathbf{R}_r$  au repère de projection  $\mathbf{R}_p$  :  $(\alpha, \beta, \gamma, x_0, y_0, z_0)$ ,
- les paramètres "intrinsèques" qui caractérisent d'une part, la caméra :  $(f, \mu_x, \mu_y)$  et d'autre part, la carte électronique de traitement :  $(d_x, d_y, \xi_x, \xi_y)$ .

#### A.5.2) Paramètres $\mu_x$ et $\mu_y$

Les valeurs de conversion de  $\mu_x$  et de  $\mu_y$  sont obtenues à partir des caractéristiques de la caméra ( voir au § A.2 ).

$$\mu_x = \left( \frac{\text{Nb. de colonnes photosensibles du capteur}}{\text{Largeur du capteur en m}} \right)$$

$$\mu_x = \left( \frac{500 \text{ pts}}{8,8 \cdot 10^{-3} \text{ m}} \right)$$

$$\mu_x = 56818 \text{ pts / m}$$

et :

$$\mu_y = \left( \frac{\text{Nb. de lignes photosensibles du capteur}}{\text{Longueur du capteur en m}} \right)$$

$$\mu_y = \left( \frac{582 \text{ pts}}{6,6 \cdot 10^{-3} \text{ m}} \right)$$

$$\mu_y = 88182 \text{ pts / m}$$

### A.5.3) Paramètres $d_x$ et $d_y$

Les valeurs de  $d_x$  et de  $d_y$  correspondant à la translation du repère  $R_i$  par rapport au repère  $R_r$  peuvent être directement lues sur les figures A.1 et A.2.

$$\begin{aligned}d_x &= -250 \text{ pixels} \\d_y &= 291 \text{ pixels}\end{aligned}$$

### A.5.4) Paramètres $\xi_x$ et $\xi_y$

La valeur de conversion de  $\xi_x$  est obtenue par le rapport du rééchantillonnage du micro-ordinateur.

$$\xi_x = \left( \frac{512 \text{ pts}}{500 \text{ pts}} \right)$$

$$\xi_x = 1,024$$

La valeur de conversion de  $\xi_y$  représente l'inversion de sens de l'axe  $\bar{Y}_i$  par rapport à l'axe  $\bar{Y}_p$ .

$$\xi_y = -1$$

# ***Annexe B***

## ***La Signalisation routière***

## B.1) MARQUES SUR CHAUSSEES

Les renseignements et les tableaux ci-après ont été fournis par la Communauté Urbaine De Lille - Direction de la Voirie et des Transports Urbains - Unité Territoriale de Signalisation. Ils sont tirés à partir de la documentation : *Signalisation routière*, Livre I, Septième partie, marques sur chaussées.

### B.1.1) Modulations et largeurs des bandes

La largeur des bandes est définie par rapport à une largeur unité  $u$  différente selon le type de route. On adopte les valeurs suivantes pour  $u$  :

$u = 7,5$  cm sur les autoroutes, les routes à chaussées séparées, les routes à 4 voies en rase campagne.

$u = 6$  cm sur les routes importantes, notamment les routes à grande circulation.

$u = 5$  cm sur toutes les autres routes.

$u = 3$  cm pour les bandes tracées sur les pistes cyclables.

La valeur de  $u$  doit rester constante sur tout un itinéraire. En particulier, elle ne doit pas varier au passage d'un département à l'autre.

Le tableau ci-après indique, pour chaque type de marquage, la modulation et la longueur à adopter, ( voir aussi les figures B.1 et B.2 ).

<i>Type de marquage</i>	<i>Type de modulation</i>	<i>Longueur du trait ( en cm )</i>	<i>Intervalle entre 2 traits successifs ( en cm )</i>	<i>Rapport plein/vide</i>
axial	T1	3	10	1/3
	T1	1,5	5	1/3
longitudinal	T3	3	1,33	3
rive	T2	3	3,5	1
	T3	20	6	3
transversal	T2	0,5	0,5	1

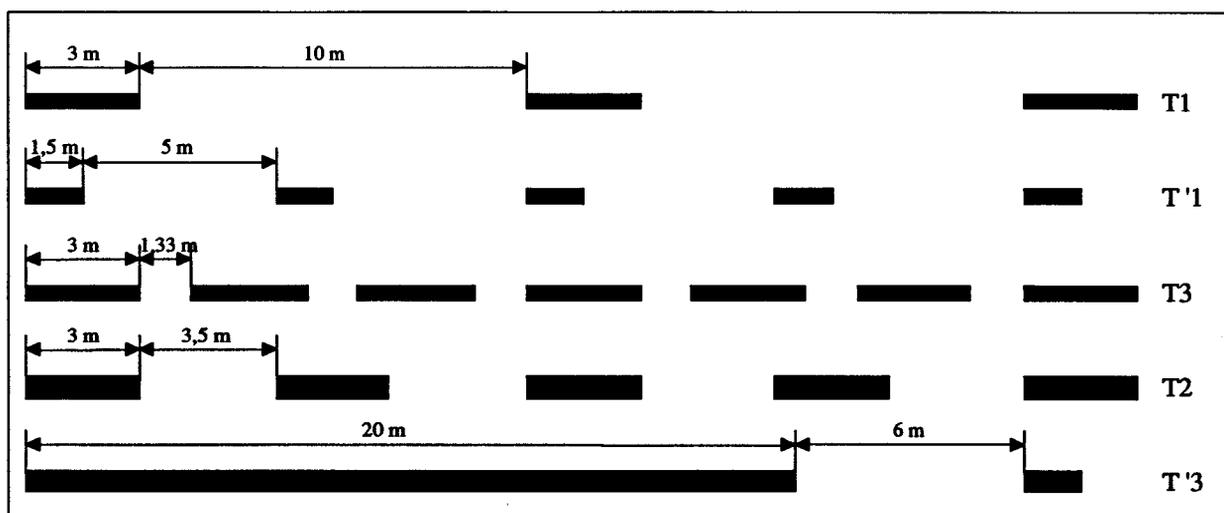


Figure B.1 : Bandes longitudinales

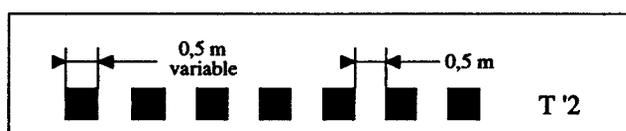


Figure B.2 : Bandes transversales

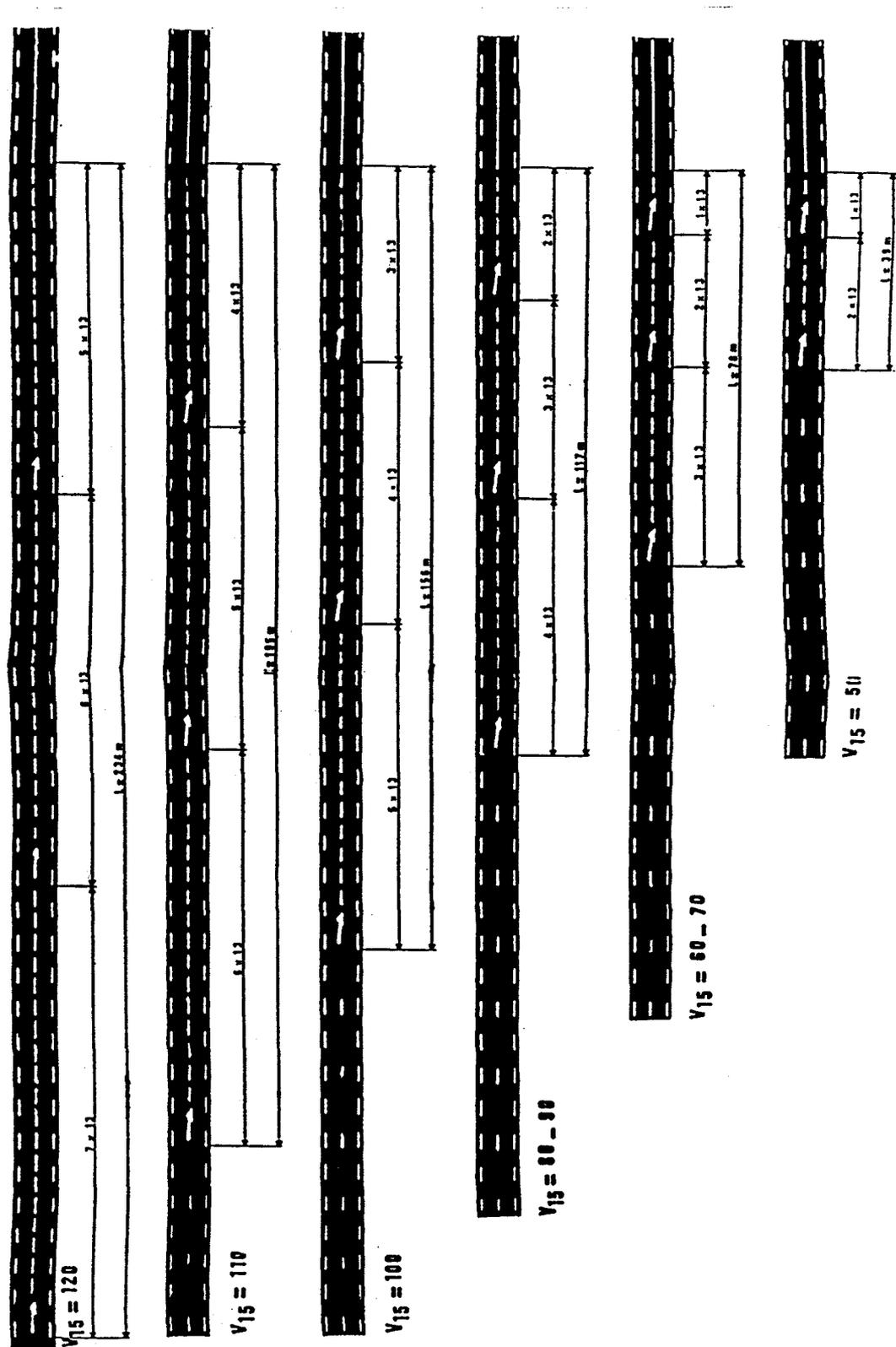
Le tableau ci-après indique, pour chaque type de marquage, la modulation et la largeur à adopter.

Désignation des marques	Modulation	Largeur
<b>A. - Bandes longitudinales axiales</b>		
<b>1. - Bandes continues ( cas général ) :</b>		
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bande axiale ou de délimitation des voies</li> <li>• Bande axiale sur chaussée à 4 voies</li> </ul>	continue continue	2 u <sup>(1)</sup> 5 u
<b>2. - Bandes discontinues de type T1 :</b>		
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bande axiale ou de délimitation de voie en rase campagne</li> <li>• Bande axiale ou de délimitation de voie en agglomération</li> </ul>	T1 T1, T'1 ou T3	2 u 2 u
<b>3. - Bandes discontinues de type T3 :</b>		
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bande d'annonce d'une bande continue</li> <li>• Bande de dissuasion en remplacement d'une bande continue</li> </ul>	T3 T3	2 u <sup>(1)</sup> 2 u
<b>4. - Bandes mixtes :</b>		
<ul style="list-style-type: none"> <li>• La bande est constituée par une bande continue doublée par une bande discontinue de type T1 ou T3 <sup>(2)</sup></li> </ul>	T1 ou T3	2 u <sup>(*)</sup>

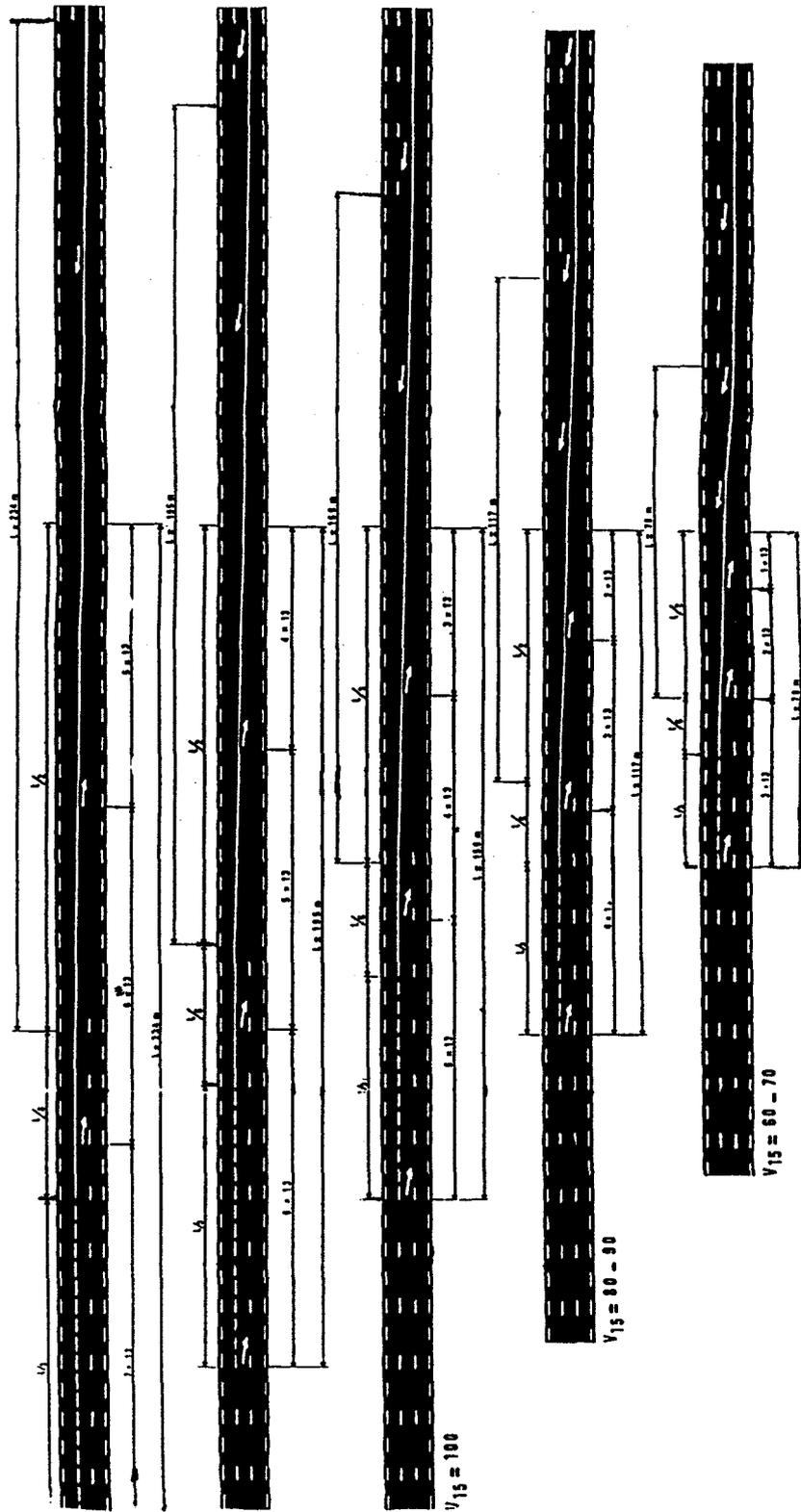
(*) Chacune ( <i>espacement entre les bandes : 2 u</i> )		
<b>B. - Bandes longitudinales de rives ou de délimitation de certaines voies</b>  <b>1. - Bandes discontinues de type T2 :</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Bande de rive de chaussée</li> <li>• Bande de délimitation des voies de décélération, d'insertion ou d'entrecroisement</li> <li>• Bande d'entrée et de sortie des voies pour véhicules lents</li> </ul>	<p style="text-align: center;">T2</p> <p style="text-align: center;">T2</p> <p style="text-align: center;">T2</p>	<p style="text-align: center;">3 u</p> <p style="text-align: center;">5 u</p> <p style="text-align: center;">5 u</p>
<b>2. - Bandes discontinues de type T3 :</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Bande de délimitation de voies pour véhicules lents sur lesquelles il n'y a pas d'interdiction de dépasser</li> <li>• Bande de délimitation dans certains cas d'un couloir réservé aux autobus</li> <li>• Bande de délimitation dans certains cas de bandes cyclables</li> <li>• Bande délimitant une bande d'arrêt d'urgence, bande de rive sur autoroute</li> <li>• Bande de rive aux approches de certains carrefours</li> </ul>	<p style="text-align: center;">T3</p>	<p style="text-align: center;">5 u</p> <p style="text-align: center;">5 u</p> <p style="text-align: center;">5 u</p> <p style="text-align: center;">3 u</p> <p style="text-align: center;">3 u</p>
<b>C. - Bandes transversales</b> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. - Bande "STOP"</li> <li>2. - Bande "CEDEZ-LE-PASSAGE"</li> <li>3. - Bande d'effet des feux</li> <li>4. - Bande de guidage en intersection Tourne à gauche à l'indonésienne, Carrefour en baïonnette</li> <li>5. - Bande de début et de fin de voie cyclable</li> </ol>	<p style="text-align: center;">continue</p> <p style="text-align: center;">T2</p> <p style="text-align: center;">T2</p> <p style="text-align: center;">T2</p> <p style="text-align: center;">T2</p>	<p style="text-align: center;">50 cm</p> <p style="text-align: center;">50 cm</p> <p style="text-align: center;">15 cm</p> <p style="text-align: center;">10 cm</p> <p style="text-align: center;">25 cm</p>
<b>D. - Bandes continues délimitant le T.P.C., les îlots ou certains couloirs réservés</b> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. - Bande de délimitation de terre-plein central</li> <li>2. - Bande de délimitation du contour des îlots</li> <li>3. - Bande de délimitation de certains couloirs réservés</li> </ol>	<p style="text-align: center;">continue</p> <p style="text-align: center;">continue</p> <p style="text-align: center;">continue</p>	<p style="text-align: center;">3 u</p> <p style="text-align: center;">3 u</p> <p style="text-align: center;">5 u ou 3 u</p>
<b>E. - Marques relatives au stationnement</b> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. - Bande délimitant les places de stationnement ( <i>blanche ou bleue</i> )</li> <li>2. - Bande confirmant ou indiquant l'interdiction de stationner ( <i>jaune</i> )</li> <li>3. - Bande confirmant ou indiquant l'interdiction de s'arrêter ( <i>jaune</i> )</li> <li>4. - Bande marquant l'emplacement d'un arrêt d'autobus ( <i>jaune</i> )</li> </ol>	<p style="text-align: center;">T2 ou continue</p> <p style="text-align: center;">T2</p> <p style="text-align: center;">continue</p> <p style="text-align: center;">continue zigzag</p>	<p style="text-align: center;">2 u</p> <p style="text-align: center;">2 u</p> <p style="text-align: center;">2 u</p> <p style="text-align: center;">2 u</p>
<p>(1) A porter à 3 u à l'approche d'un îlot</p> <p>(2) Cela se produit par exemple aux abords d'un point d'inflexion ou d'un point bas entre deux dos-d'âne rapprochés</p>		

**B.1.2 ) Exemples de configurations de routes**

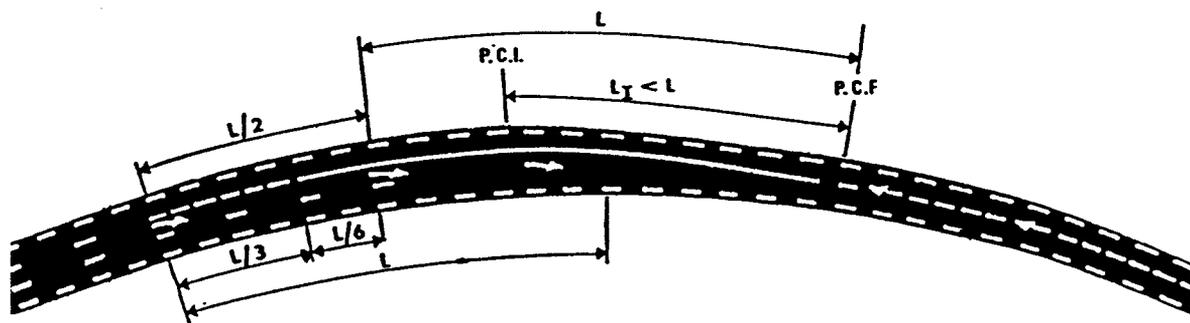
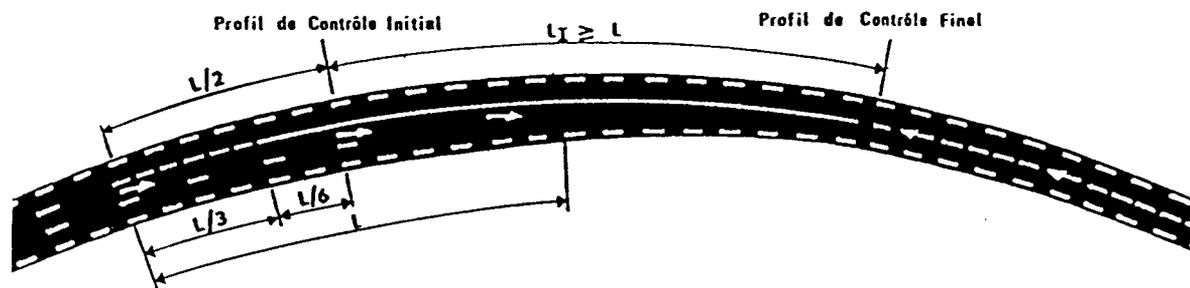
**B.1.2.1 ) Routes à 2 voies**

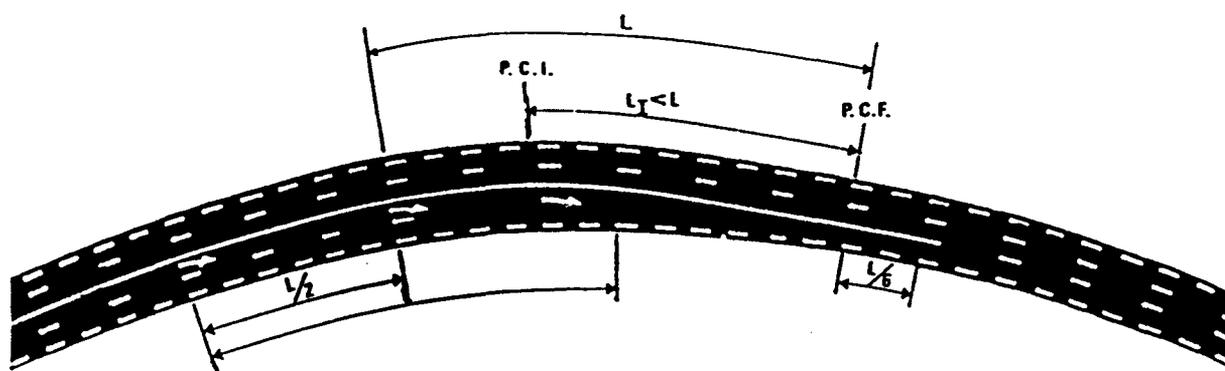
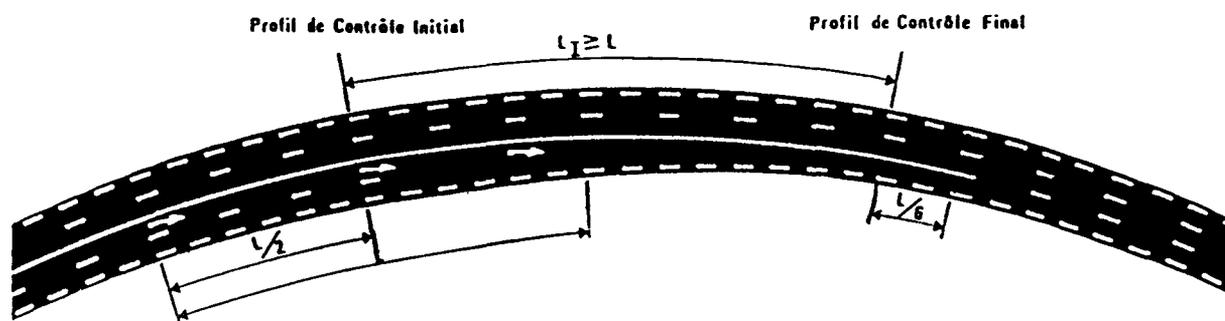


B.1.2.2 ) Routes à 3 voies

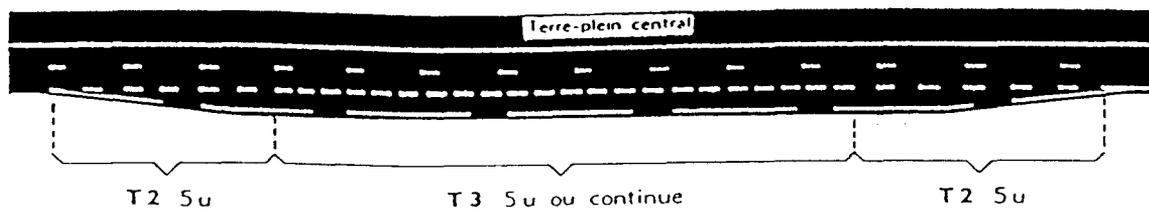


**B.1.2.3 ) Rétrécissements de routes de 3 à 2 voies**



**B.1.2.4 ) Rétrécissements de routes de 4 à 3 voies**

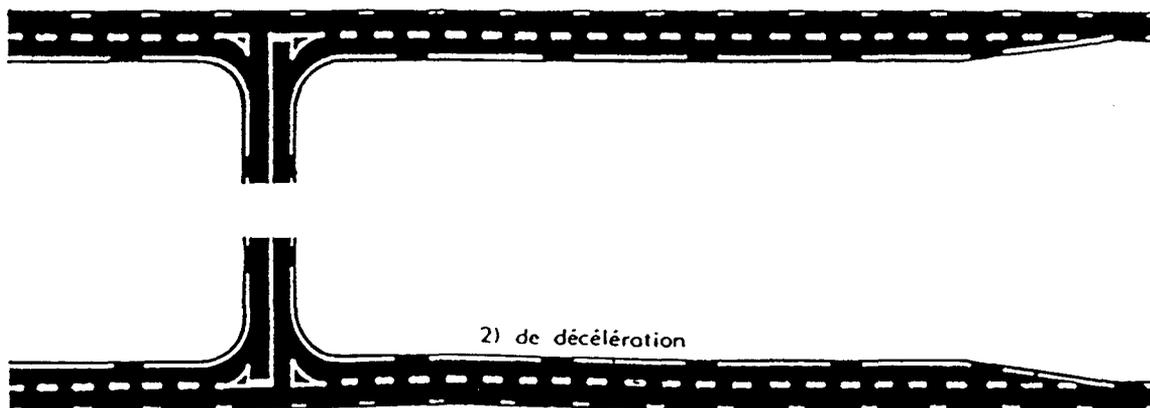
**B.1.2.5 ) Configurations spéciales de routes**



— SCHÉMAS DE VOIES

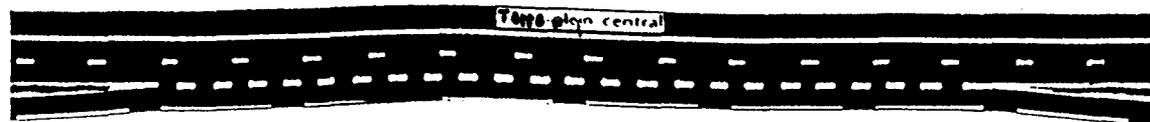
T2 5u

1) d'accélération



2) de décélération

3) accélération, décélération entrecroisées



4) de zone de stockage



## ***Annexe C***

### ***Principe de la régression linéaire***

## C.1) INTRODUCTION

La méthode des moindres carrés, introduite par Gauss au début du XIX<sup>ème</sup> siècle, est à la base de nombreuses méthodes d'identification et d'estimation de paramètres.

Elle permet de déterminer les paramètres optimaux d'un modèle en minimisant l'erreur quadratique entre les valeurs issues d'une mesure et les valeurs obtenues par le modèle, [POV\_75], [CHA\_91].

## C.2) LA METHODE DES MOINDRES CARRES

Nous nous intéressons à modéliser des systèmes qui peuvent se mettre sous la forme suivante :

$$y = a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_2 + \dots + a_p \cdot x_p$$

soient :

$$h = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

$h$  : vecteur de mesure.

et :

$$\theta = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$$

$\theta$  : vecteur de paramètre du modèle.

Ainsi, le modèle peut se mettre sous la forme suivante :

$$y = h^T \cdot \theta$$

Le problème consiste à estimer les valeurs optimales des paramètres  $\theta_{opt}$  du modèle de manière à minimiser l'erreur quadratique suivante :

$$E = \sum_{i=1}^n (y_i - h_i^T \cdot \theta_{opt})^2$$

Pour résoudre ce problème, nous posons :

$$H = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1^T \\ h_2^T \\ \vdots \\ h_n^T \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

où  $p$  représente la taille du vecteur de paramètres et  $n$  le nombre d'observations effectuées sur le système.

L'erreur  $E$  devient alors :

$$E = (Y - H \cdot \theta_{\text{opt}}) \cdot (Y - H \cdot \theta_{\text{opt}})^T$$

et elle est minimum si :

$$\theta_{\text{opt}} = (H^T \cdot H)^{-1} \cdot H^T \cdot Y \quad (C.1)$$

### C.3 ) EXEMPLE D'APPLICATION

Soient les points de mesures  $(x, y)$  suivants :

$$(-1 ; 0,5), (0 ; 3), (1 ; 4,2), (2 ; 2,8)$$

Nous allons déterminer un modèle parabolique qui passe au mieux par les points précédemment mesurés. Ce modèle a pour expression :

$$y = a \cdot x^2 + b \cdot x + c$$

Les paramètres à estimer sont  $a, b, c$  et le vecteur de paramètres est :

$$\theta = (a, b, c)^T$$

Les différents points de mesures sont les coefficients pondérant de  $\theta$ , c'est-à-dire de  $x^2, x$  et  $1$  et pour un point  $(x_i, y_i)$  donné, nous avons :

$$h_i = (x_i^2, x_i, 1)^T$$

La matrice  $H$  et le vecteur  $Y$  obtenues à partir des points mesurés sont :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 4 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad Y = \begin{bmatrix} -0,5 \\ 3 \\ 4,2 \\ 2,8 \end{bmatrix}$$

Pour déterminer  $\theta_{\text{opt}}$ , nous utilisons l'équation (C.1) précédemment définie, ce qui nous donne :

$$\theta_{\text{opt}} = (-1,225 ; 2,335 ; 5,285)^T$$

Ainsi, les coefficients du modèle parabolique sont :

$$a = -1,225$$

$$b = 2,335$$

$$c = 5,285$$

## ***Annexe D***

### ***Principe de la transformation de Hough***

## D.1 ) INTRODUCTION

La transformée de Hough fut développée à l'origine pour la détection des droites dans les images [HOU\_62], [FAN\_88], [CHA\_91]. Plus tard, elle fut utilisée pour la détection de formes plus complexes comme les cercles, les paraboles et les ellipses, puis la méthode a été généralisée à des formes quelconques [BAL\_81]. Le tableau ci-après présente quelques exemples de formes géométriques classiques caractérisées par leurs paramètres.

Formes géométriques	Equations mathématiques	Paramètres
Ligne droite	$x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) = \rho$	$\rho, \theta$
Cercle	$(x - x_r)^2 + (y - y_r)^2 = S^2$	$x_r, y_r, S$
Parabole	$(y - y_r)^2 = 4 \cdot S_x \cdot (x - x_r)$	$x_r, y_r, S_x, \theta$
Ellipse	$\frac{(x - x_r)^2}{S_x^2} + \frac{(y - y_r)^2}{S_y^2} = 1$	$x_r, y_r, S_x, S_y, \theta$

Note :  $\theta$  est le paramètre de rotation pour la parabole et l'ellipse

## D.2 ) PRINCIPE DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH

La transformée de Hough, dans sa forme la plus simple, permet de rechercher des droites dans un ensemble de points ( figure D.1 ).

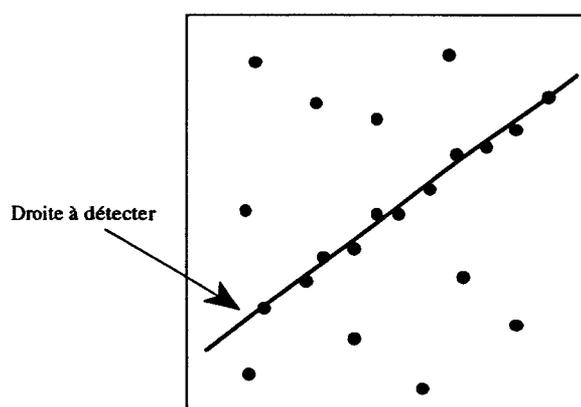


Figure D.1 : Détection d'une droite dans un nuage de point

Elle nécessite de caractériser l'équation d'une droite **D** dans un système de coordonnées polaire ( $\rho, \theta$ ), comme l'indique la figure D.2.

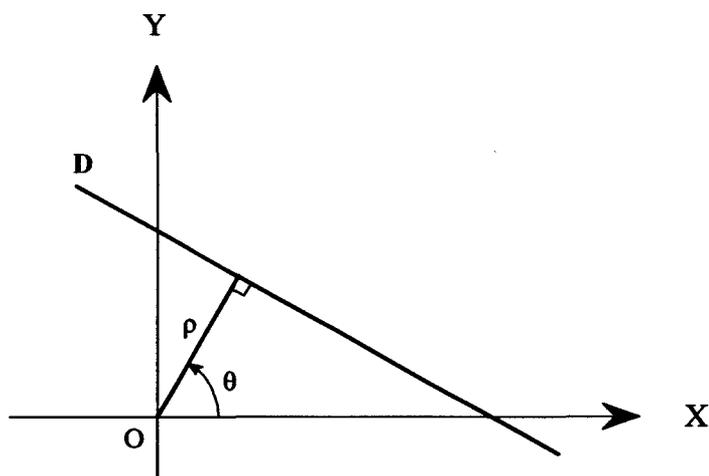


Figure D.2 : Représentation d'une droite **D** par les paramètres  $\rho$  et  $\theta$

Si l'équation de la droite **D** dans le repère rectangulaire est :

$$y = a.x + b$$

alors l'équation correspondante en fonction des paramètres  $\rho$  et  $\theta$  est :

$$\rho = x.\text{Cos}(\theta) + y.\text{Sin}(\theta)$$

Les coefficients  $\rho$  et  $\theta$  de la droite passant par un couple de points  $(x_1, y_1)$  et  $(x_2, y_2)$  sont donnés par le système suivant :

$$\rho = x_1.\text{Cos}(\theta) + y_1.\text{Sin}(\theta)$$

$$\rho = x_2.\text{Cos}(\theta) + y_2.\text{Sin}(\theta)$$

ce qui donne les coefficients  $\rho$  et  $\theta$  suivants :

$$\rho = \frac{|x_1 \cdot y_2 - x_2 \cdot y_1|}{\sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2}} \quad (D.1)$$

$$\theta = -\text{Arctg}\left(\frac{x_2 - x_1}{y_2 - y_1}\right) \quad (D.2)$$

Le principe de la transformée de Hough consiste à répertorier dans un tableau, les coefficients de la droite passant par chaque couple de points de l'image (équations (D.1) et (D.2)). Dans ce tableau à double indice  $(\rho, \theta)$  chaque cellule est en fait représentative d'une droite. Ainsi, pour chaque valeur de  $\rho$  et de  $\theta$ , le contenu de la cellule correspondante est incrémenté. La droite optimale, c'est-à-dire celle passant par le maximum de couples de points, est celle dont le contenu a la plus grande valeur.

Ce principe nécessite de discrétiser les coefficients  $\rho$  et  $\theta$  avec un pas qui dépend de l'application et de la précision requise. De plus, il est nécessaire de borner ces deux coefficients afin d'avoir un tableau de dimensions raisonnables, ce qui permet de ne pas prendre en compte les droites dont les coefficients sont au-delà des bornes imposées.

L'inconvénient de la transformée de Hough est la complexité de l'algorithme qui croît comme le carré du nombre de points. En effet, il est nécessaire pour chaque point candidat de calculer les coefficients de la droite par rapport aux autres points de l'image. Ainsi, la transformée de Hough peut devenir inadaptée pour des applications où le facteur "temps de traitement" est primordial.

